VOL. 38, Nº 2 DICIEMBRE 2014 ISSN 0717-2915

# Revista Journal SELPER

***San Luis***
*Imagen de satélite Landsat 7 ETM*

REVISTA JOURNAL

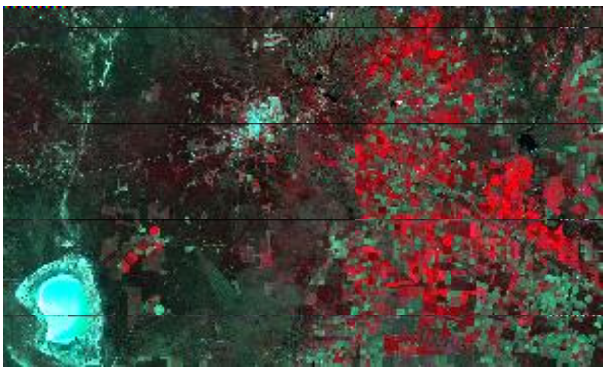
SOCIEDAD LATINOAMERICANA DE PERCEPCION REMOTA Y SISTEMAS DE INFORMACION ESPACIAL• SOCIEDADE LATINO-AMERICANA EM SENSORIAMENTO REMOTO E SISTEMAS DE INFORMAÇÃO ESPACIAI • LATINAMERICAN SOCIETY ON REMOTE SENSING AND SPACE INFORMATION SYSTEM

# SELPER

VOL. 38 Nº 2 Diciembre 2014 ISSN 0717-2915

FOTO PORTADA

***San Luis***



Subescena de la imagen 230/083 (Landsat 7 ETM+) en combinación Falso Color Compuesto Standar con fecha 14 de enero de 2009, donde se destacan dos grandes zonas. Ubicado al este, el entramado agrícola cobra relevancia a partir de la alternancia de colores y de la configuración que imprimenlos pivots circulares para riego; al oeste, en tanto, la ciudad de San Luis, capital de la provincia homónima, determina la conjunción de rutas nacionales y provinciales. En el extremo sur-oeste se encuentran la laguna y la salina del Bebedero, de gran importancia comercial para la zona. La fitogeografía de la región es dominada por la transición entre la región chaqueña, al norte y el espinal, al sur e influenciada por las serranías de la zona. Fuente: CONAE..

EJEMPLAR DE DISTRIBUCION GRATUITA. PROHIBIDA SU VENTA

**DIRECTORIO SELPER, SEDE COLOMBIA 2014 - 2016**
Universidad Autónoma de Tamaulipas
Cd. Victoria, Tam. México
Tel. (834)3181721 - (834) 3189361
Selper.internacional@gmail.com

**PRESIDENTE**
Luz Angela Rocha Salamanca
Colombia

**VICE-PRESIDENTE**
Laurent Durieux
Francia

**VICE-PRESIDENTE**
Miriam E. Antes
Argentina

**RESPONSABLE DE DIVULGACIÓN ELECTRÓNICA**
Rafael Galeano
Colombia

**COMITÉ DE RELACIONES INTERNACIONALES**
Olga Piedad Rudas (Colombia)
Presidente
Laurent Durieux – Francia
Marie José Lefevre Fonollosa - Francia
Jean Francoise Mas Caussel - Mexico
Maurizio Fea - Italia
Anyul del Pilar Mora - Colombia
Washintong Franca Rocha - Brasil
Victor Barrena - Perú
Ramiro Salcedo - Venezuela

**COMITÉ EDITORIAL**
María Cristina Serafini (Argentina)
Presidente
Fabián Lozano – México
Laercio Massaru Namikawa – Brasil
Silvia Casas - México
Javier Fuentes - Colombia
Freddy Flores – Venezuela

**COMITÉ DE EDUCACIÓN**
Maria Antonia García Cisnero (Cuba)
Presidente
Rosa María Aguilar - Venezuela
Luz Angela Rocha Salamanca - Colombia
Laura Delgado - Venezuela
Alvaro Enrique Ortiz Dávila - Colombia
Ethel Rubín de Celís Llanos - Perú
Joselisa Ma. Chávez - Brasil

**COMITÉ DE PROYECTOS INTERNACIONALES**
Paulo Roberto Martini (Brasil)
Presidente
Alfredo Cuello – Argentina
Federico Gonzalez Alonso – España
Pedro Luis García – Cuba
María Antonia García – Cuba
Roberto Castro Ríos – Chile


## CAPÍTULOS CONSTITUIDOS

**ARGENTINA**
Miriam Esther Antes
Universidad Nacional de Luján (PRODITEL)
Fuerza Aérea Argentina (CSR)
Cruce Rutas 5 y Ex. 7 (6700)
Luján, Buenos Aires, Argentina
Tel: 54 - 2323- 420380 - int. 248
Fax: 54 - 2323- 425795
E-mail: selperargentina@gmail.com

**BOLIVIA**
José Luis Liseca
Carrera de Topografía y Geodesia
Facultad Técnica
Universidad Mayor de San Andrés
Av. Arce 2299 1º Piso
La Paz, Bolivia
Tel.: 591-2-2441401
E-mail: jlisec@hotmail.com

**BRASIL**
Laércio Massuru Namikawa
INPE
Av. Dos Astronautas 1758, Sao José dos Campos
San Pablo, Brasil
Tel: 55 - 12-39456000
E-mail: laercio@dpi.inpe.br

**CHILE**
Gina Ghio
Data Research servicios de Ingeniería
Manuel Antonio Prieto 0152
Santiago, Chile.
Tel: 562 - 6651730
Fax: 562 - 6659201
E-mail: ginaghio@dataresearch.cl

**COLOMBIA**
Olga Piedad Rudas
Carrera 30 No. 48-51 Edificio IGAC-CIAF Of. 212
Bogotá D.C., Colombia
Tel: 57-1-369-4096
Fax: 57-1-369-4096
E-mail: orudas@prosis.com

**CUBA**
Pedro Luis García Pérez
Sede UNAICC, Humboldt No. 104,
Esquina a Infanta, Vedado, La Habana, Cuba
Telf.: (5 37) 8363447
E-mail: lgarcia@ch.unaicc.cu

**ECUADOR**
Cor. Ricardo Urbina
CLIRSEN
Edif. Instituto Geográfico Militar, Piso 4
Seniergues s/n y Paz y Miño
Apartado Postal 17-08-8216
Quito, Ecuador
Tel.: 593- 2- 254-3193

**GUATEMALA**
Carlos Alberto Duarte
Ingeniería Virtual
Ruta 4, 6-49 Zona 4, Oficina 14
Ciudad de Guatemala (01004), Guatemala
Tel: 502 - 334-1039/4038
Fax: 502 - 331-9390
E-mail: chduarte@hotmail.com

**GUYANA FRANCESA**
Laurent Polidori
Directeur de Recherche IRD / US ESPACE 140
Institut de Recherche pour le Développement (ex-ORSTOM)
Route de Montabo - BP 165 - 97323 Cayenne cedex
Tel. (+594) 594 29 92 81
Fax (+594) 594 31 98 55
E-mail:polidori@cayenne.ird.fr

**MÉXICO**
Jean Francois Mass
UNAM Campus Morelia
Morelia, Michoacan, México
E-mail: jfmas@ciga.unam.mx

**FRANCIA**
Aurélie SAND
CNES
18 avenue Edouard Belin, 31401 Toulouse Cedex 9
tél : 05 61 27 43 89
sec : 05 61 28 14 54, Christine Faure
E-mail: aurelie.sand@cnes.fr

**URUGUAY**
Antonio Alarcón
Servicio de Sensores Remotos
Aeroespaciales Fuerza Aérea Uruguaya
Ruta 101 s/n Km. 19500
Carrasco, Canelones, Uruguay
Tel.: 598 -2 601 4083
Fax: 598 -2 601 4090
E-mail: aalarconv@hiotmail.com

**VENEZUELA**
Ramiro Salcedo
Centro de Procesamiento Digital del Instituto de Ingeniería en Caracas
Apdo. Postal 40200 / Caracas, Venezuela
Tel/fax: 58 - 212 - 903 -4682
E-mail: ramiros@fii.org

**PERÚ**
Victor Barrena Arroyo
Universidad Nacional Agraria La Molina
Av. La Universidad s/n
La Molina, Lima, Perú
Tel / Fax: 51-1-349-5647 anexo 232/349-2041
E-mail: vbarrena@lamolina.edu.pe

## CAPÍTULOS EN FORMACIÓN

**PARAGUAY**
Sergio M. Burgos Sosa
IPPA
Dr. César Sánchez 431
San Lorenzo, Paraguay
Tel/Fax: 595- 21-574909
Email: smburgos@highway.com.py

## CAPÍTULOS ESPECIALES

**ALEMANIA**
Klaus Reiniger
DLR
D-8031 Oberpfaffenohfen
Alemania
Tel: 49- 8153- 281.189
Fax: 49- 8153- 281.443

**CANADÁ**
Fritz P. Dubois
25 Nidland
Crs Nepean Ontario Kh2-8n2
Ontario, Canadá
Tel: 613- 596-4164
Fax: 613- 723-9626

**ESPAÑA**
José L. Labrandero
Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC)
Pinar 25- Madrid 28006, España
Tel: 34- 411.10.98
Fax: 34- 562.55.67

**HOLANDA**
Carlos Valenzuela
ITC
350 Boulevard 1945, P.O.X. 6. 7500 AA
Enschede, Holanda
Tel.: 31 53 874-444
Fax: 31 53 874-400

**ITALIA**
Francesco Sarti
ESA/ESRIN
Via Galileo Galilei, s/n
I-00044 Frascati, Italia
Tel: 39 - 694180409
Fax: 39 - 694180602
E-mail: Francesco.Sarti@esa.int

Maurizio Fea
via Alessandro Poerio, 49
00152 Roma
tel/fax: +39065880581
móvil: +393281771383
E-mail: maufea@gmail.com

**USA**
Patricia M. Ravelo
SPOT
Estados Unidos
Tel: 1-800-ask-spot ext. 137
Fax: 703-648.1813
E-mail: ravelo@spot.com

## COMITÉ EDITORIAL

**María Cristina Serafini** (Argentina)
PRODITEL
Universidad Nacional de Luján
Cruce rutas 5 y ex 7
(6700) Luján, Buenos Aires, Argentina
Tel: 54-2323-423171 int 248
Fax: 54-2323-425795
E-mail: proditel@mail.unlu.edu.ar

**Laercio Massaru Namikawa** (Brasil)
E-mail: aercio@dpi.inpe.br

**Silvia Casas** (Mexico)
E-mail: silvia.casas757@gmail.com

**Fabián Lozano** (Mexico)
Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey
Av. Euganio Garza Sada # 2501 sur, Col. Tecnológico, Monterrey, Nuevo León, México
Tel: 52 - 81 - 8358 - 1400 ext 5275
Fax: 52 - 81 - 8358 - 6280
E-mail: dflozano@itesm.mx

**Javier Fuentes** (Colombia)
E-mail: hjavierf@gmail.com

**Freddy Flores** (Venezuela)
Fundación Instituto de Ingeniería
Carretera Vieja de Baruta, Sector Sartenejas, Urb. Monte Elena II
Caracas, Venezuela
Tel: 58 2-903 4661-4610
Fax: 58 2- 903 4780
E-mail: freddyf@fii.org

## COMITÉ DE EVALUADORES

**Graciela Marin**
(SEGEMAR - Argentina

**Walter F. Sione**
(UNLu / UADER - Argentina)

**Mirta Raed**
(UBA - Argentina)

# ÍNDICE TEMÁTICO

- **VARIAÇÃO NA TRANSPARÊNCIA DA ÁGUA EM FUNÇÃO DO COMPRIMENTO DO CANAL PRINCIPAL NO COMPARTIMENTO AQUÁTICO PASSO CUÊ, RESERVATÓRIO ITAIPU**

  Buffon, Eliege Cassiele

  Pereira Filho, Waterlo.....5.....

- **USO DE TECNOLOGIAS DE SENSORES REMOTOS EN LA DETERMINACION DE LAS PRODUCTIVIDAD POR AMBIENTES DEL CULTIVO DE ALFALFA EN EL ÁREA DE REGADÍO DE 25 DE MAYO, LA PAMPA**

  Carolina Aumassanne

  Dardo Fontanella

  Mauricio Farrell

  Paolo Sartor.....12.....

- **DETERMINACIÓN DE LA HUMEDAD DEL SUELO MEDIANTE REGRESION LINEAL MULTIPLE CON DATOS TERRASAR -X**

  Garcia, Gabriel.

  Brogioni, Marco.

  Venturini Virginia

  Rodriguez, Leticia

  Graciani, Silvio

  .Macelloni, Giovanni.....18.....

- **DETERMINACIÓN DE SUPERFICIE CULTIVADA CON ARROZ A PARTIR DE IMÁGENES LANDSAT-8 Y ESTIMACIÓN DE SU BIOMASA RESIDUAL CON FINES ENERGÉTICOS**

  Di Leo, Néstor

  Paracca, Juan Ignacio

  Barasch, Yamila

  Parodi, Guillermo

  Denaday, Francisco.....28.....

Editado por: SELPER Internacional
Universidad Nacional de Luján
Rutas 5 y ex 7, (6700) Luján - Bs. As. - ARGENTINA

EJEMPLAR DE DISTRIBUCIÓN GRATUITA PROHIBIDA SU VENTA

# PLAN EDITORIAL SELPER 2014 - 2016

## PLAN EDITORIAL SELPER

A partir de las decisiones adoptadas en el marco del XIII Simposio Latinoamericano de Percepción Remota y Sistemas de Información Espacial, llevado a cabo en La Habana, Cuba, en setiembre de 2008, la edición de la Revista SELPER está disponible en la página de nuestra Sociedad: http://www.selper.org.

En esta oportunidad hacemos llegar la publicación del Volumen 38 Número 2, donde se incluyen trabajos que fueron seleccionados para su presentación en las Jornadas Argentinas de Geotecnologías, organizadas por la Universidad Nacional de Luján, la Universidad Nacional de San Luis y la Sociedad de Especialistas en Percepción Remota y Sistemas de Información Espacial (SELPER), llevadas a cabo en San Luis, en setiembre de 2015.

## NORMAS PARA LOS AUTORES

Los artículos recibidos serán enviados a tres (3) expertos en la temática para su revisión. Los trabajos aprobados serán publicados en estricto orden, de acuerdo a las fechas de llegada de las contribuciones.

Los idiomas oficiales SELPER son: Español, Portugués e Inglés.

Los trabajos deberán estructurarse contemplando las siguientes secciones:

a) Título del trabajo. Nombre de los autores y direcciones completas

b) Resumen (no más de 150 palabras) indicando al final las palabras claves. Deberá incluirse en Español o Portugués, además de Inglés

c) Introducción

d) Objetivos

e) Metodología empleada y materiales

f) Resultados obtenidos

g) Conclusiones

h) Bibliografía: sólo se incluirá la citada en el texto. Se indicarán los autores, por orden alfabético, año, título, revista o medio donde fue publicado, incluyendo volumen y páginas, cuando corresponda.

Los títulos y subtítulos de cada sección deberán estar claramente indicados (ya sea con numeración o tamaño de letras). Las tablas, fotos y figuras deberán ser suficientemente nítidas, llevar un título y estar numeradas en forma consecutiva.

Se deberá enviar una copia del trabajo en formato Word y una copia papel. La extensión total del trabajo no deberá superar las 12 páginas, (DIN-A4).

Los trabajos se enviarán a: editorial@selper.org

# VARIAÇÃO NA TRANSPARÊNCIA DA ÁGUA EM FUNÇÃO DO COMPRIMENTO DO CANAL PRINCIPAL NO COMPARTIMENTO AQUÁTICO PASSO CUÊ, RESERVATÓRIO ITAIPU

**Buffon, Eliege Cassiele (1), Pereira Filho, Waterloo (2)**

(1) Programa de Pós-Graduação em Geografia da Universidade Federal de Santa Maria - PPGGEO/UFSM, elibuffon@gmail.com
(2) Departamento de Geociências da Universidade Federal de Santa Maria - UFSM, waterloopf@gmail.com

## RESUMO

As variáveis limnológicas dos corpos de água represados são um reflexo das características físicas e do uso e ocupação da terra do entorno do sistema hídrico represado. O objetivo deste trabalho é analisar a variável transparência da água em função do comprimento do canal principal no compartimento aquático Passo Cuê do reservatório Itaipu. A transparência da água foi obtida utilizando o Disco de Secchi, que consiste em uma placa branca circular com diâmetro de 20 centímetros. A distância obtida entre a primeira e a última estação amostral foi de 15 kilômetros e a distribuição espacial das estações foi definida a partir de uma cena do sensor *Operational Land Imager* (OLI) do satélite *Landsat* 8. A espacialização da transparência da água foi realizada com o uso do interpolador média ponderada no software SPRING versão 4.3.3, o que permitiu a definição de isovalores de transparência da água. Foi possível identificar nas duas primeiras estações amostrais localizadas mais próximas do tributário principal do compartimento aquático, valores de transparência da água entre 0,5 e 0,8 metros, e com valores crescentes de transparência da água em direção a região central do reservatório, quando obteve-se 1,1 metros. As estações amostrais mais distantes da margem apresentaram sempre os mesmos valores de transparência da água, 0,9 metros, o que demonstra uma uniformização do setor localizado próximo ao reservatório. Foi possível identificar variação na transparência da água à medida que distância-se do tributário e aproxima-se da região central do reservatório. Esta relação é representada da seguinte forma no compartimento aquático Passo Cuê, o valor da transparência da água aumenta à medida que se afasta do ambiente lótico do rio Cuê e das margens deste compartimento aquático e, posteriormente, uniformiza-se em ambiente lêntico.

**Palavras-chave:** Transparência da Água, Reservatório, Geoprocessamento.

## ABSTRACT

Limnological variables of dammed water bodies are a reflection of the physical, and the use and occupation of the land surrounding the dammed water system. The goal of this study is to analyze variable water transparency depending on the length of the main channel in the aquatic compartment of Passo Cuê in the Itaipu Reservoir. Water transparency was obtained with the use of Secchi disk that is a white circular 20 centimeters of diameter disk. The distance found between the first and the last sampling workstations, 15 kilometers, and the spatial distribution of the stations was defined from a scene of the *Operational Land Imager* (OLI) sensor taken by the *Landsat* 8 satellite. The spatial distribution of the water transparency was obtained using interpolation weighted average SPRING software version 4.3.3, which allowed the definition of transparency isovalues. It was possible to identify in the first two sampling workstations, placed the closest from the tributary river that contributes to the aquatic compartment, the water transparency values between 0.5 and 0.8 meters, and with increasing values of water transparency towards the center of the reservoir, when there was obtained 1.1 meters. The furthest sampling workstations from the shore always displayed the same values of water transparency, 0.9 meters, data which shows a standardization of the area located next of the reservoir. It was possible to identify a variation in the water transparency, as it was more distant from the tributary and as it approached the central area of the reservoir. This relation is represented as follows in the aquatic compartment Passo Cuê, the value of water transparency increases as you move away from the lotic environment and the banks of the aquatic compartment of the river Cuê, and subsequently, it becomes more uniform in lentic environment.

**Keyswords:** Water Transparency, Reservoir, Geoprocessing.

## INTRODUÇÃO

Ao estudar o comportamento espectral de algumas variáveis limnológicas em um reservatório do sul do Brasil, Pereira Filho; Strassburger; Barbosa (2003) afirmam que as condições físicas e o tipo de uso e ocupação da terra existentes na bacia hidrográfica, além da idade de construção do mesmo imprimem características físicas e limnológicas aos corpos de água. A variável transparência da água utilizada no monitoramento dos corpos de água dos reservatórios não foge a esta regra. No que diz respeito à importância dos estudos de monitoramento da água no reservatório da Itaipu, as águas drenadas pelo rio Paraná e que chegam ao reservatório, possuem um importante papel na produção energética do país, como também, é durante a extensão de 190 kilômetros o divisor natural entre os países do Brasil e do Paraguai.

Das sub-bacias hidrográficas que compõem a bacia do Paraná, destaca-se a do Paraná III (Figura 1), por drenar diretamente as águas do território paranaense para o reservatório. Em relação ao uso e ocupação da terra de acordo com a Itaipu Binacional (2014) "O uso do solo na região passou por grandes transformações ao longo dos ciclos econômicos do país, o que ocasionou um grande desmatamento". No que se refere ao uso e ocupação da terra atual, Facco (2015) ao utilizar imagens do sensor *Operational Land Imager* (OLI) do satélite *Landsat* 8 dos meses de novembro e dezembro de 2014 identificou o predomínio dos usos de campo e solo exposto em relação as demais classes de uso para a sub-bacia do Paraná III.

No que se refere aos aspectos físicos, à bacia hidrográfica do Paraná, abrange áreas do bioma da Mata Atlântica e do Cerrado. Em relação às margens do reservatório no lado brasileiro, estas são preservadas por uma faixa de 100 metros de florestas, e que condiz com o Código Florestal Brasileiro (BRASIL, 2012). Desta forma, o objetivo do estudo é analisar a variação na transparência da água em função do comprimento do canal principal no compartimento aquático Passo Cuê, reservatório Itaipu.

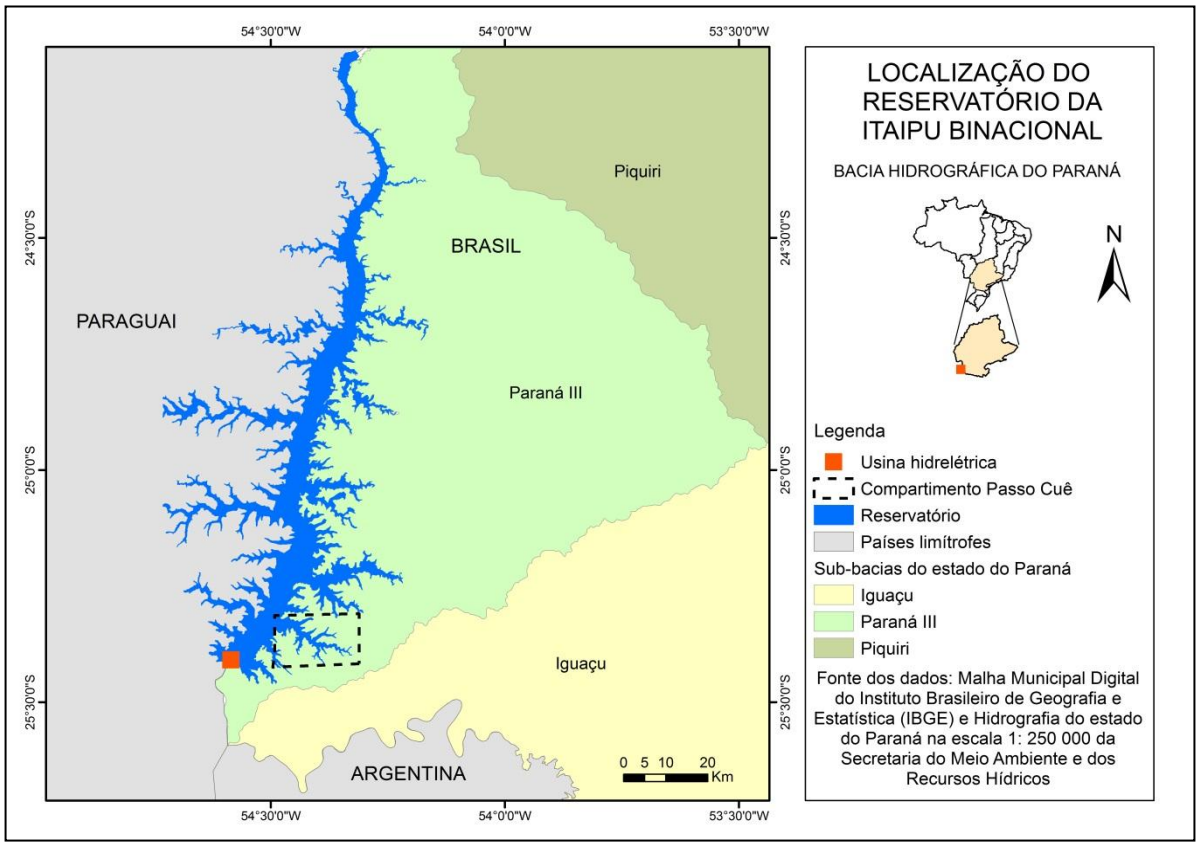



Figura 1 – Localização do compartimento aquático Passo Cuê no reservatório Itaipu.

## MATERIAIS E MÉTODOS

O trabalho de campo no compartimento aquático Passo Cuê foi realizado no dia 22 de agosto de 2014, sendo amostrados 12 pontos. A distância obtida entre a primeira e a última estação amostral foi de 15 kilômetros e a distribuição espacial das estações foi definida a partir de uma cena do sensor *Operational Land Imager* (OLI) do satélite *Landsat* 8 (USGS, 2014), como pode-se observar pela Figura 2.

A transparência da água foi obtida com o Disco de Secchi, que consiste em uma placa branca circular com diâmetro de 20 centímetros. Esta medida é realizada a partir da leitura do valor da profundidade em que o Disco de Secchi desaparece ao ser introduzido na coluna da água (WETZEL e LIKENS, 2000). Uma das vantagens da utilização do Disco de Secchi para a medição da transparência da água é o fácil manuseio, porém dependente da percepção do sujeito que manipula este equipamento, portanto sua leitura deve ser realizada pelo mesmo indivíduo.

A espacialização da transparência da água foi realizada com o uso do interpolador média ponderada no software do Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas - SPRING versão 4.3.3 (CÂMARA, *et al*. 1996), o que permitiu a definição de isolinhas de transparência da água para o compartimento aquático Passo Cuê. Todos os doze pontos amostrais foram utilizados na interpolação desta variável, porém, somente foram analisados os pontos amostrais localizados no canal principal do compartimento aquático, denominados de P11, P12, P4, P6, P9 e P10, o que permitiu a construção do perfil longitudinal do canal principal. Os registros fotográficos do dia do trabalho de campo também foram utilizados para auxílio na análise dos resultados.

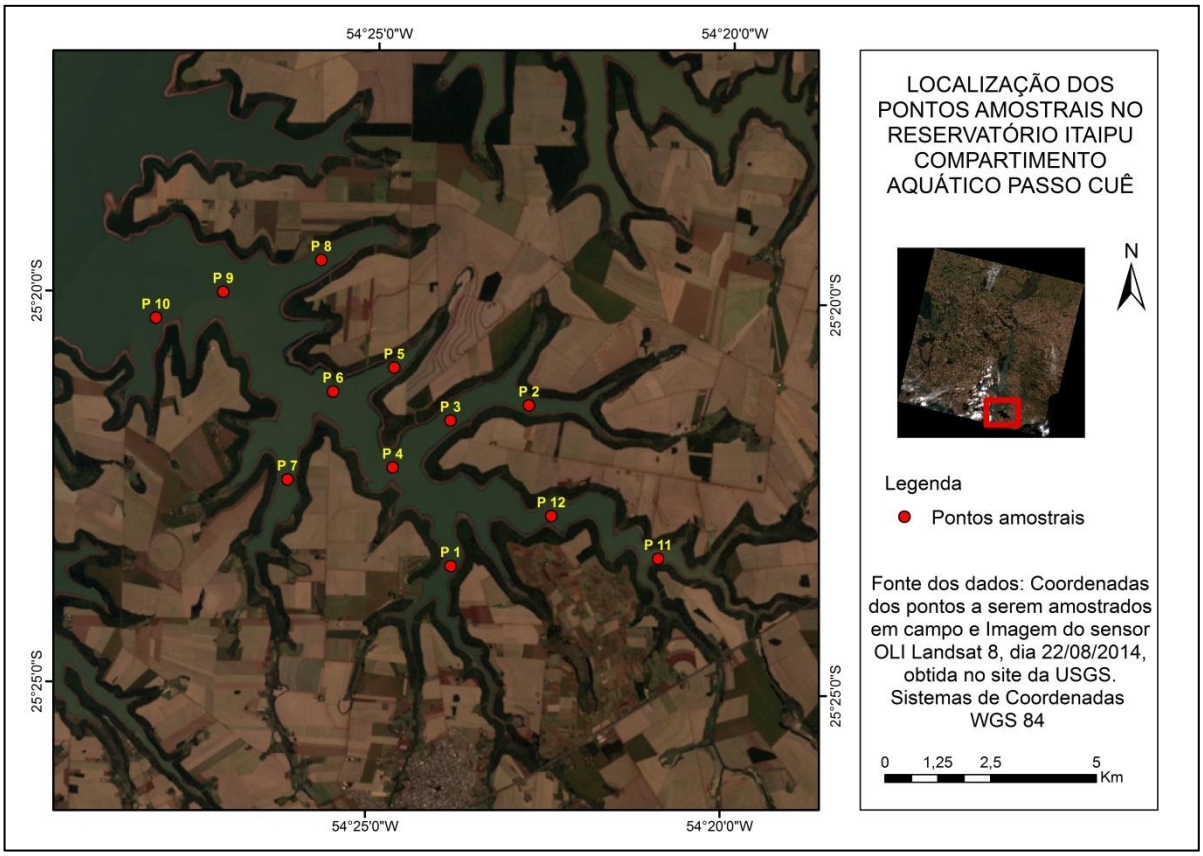



Figura 2 – Espacialização dos pontos amostrais no compartimento aquático Passo Cuê, reservatório Itaipu.

## RESULTADOS E DISCUSSÕES

Ao analisar a transparência da água dos pontos amostrais é possível observar que estes estão distribuídos em quatro das oito classes estabelecidas durante a interpolação (Figura 3). O ponto amostral localizado mais próximo do tributário principal, denominado de P11, foi o que apresentou o menor valor de transparência da água, o que se deve à proximidade de entrada da água do tributário principal do canal. O ponto amostral P12 apresentou o segundo menor valor de transparência da água, o que era esperado, em virtude deste ponto amostral estar também próximo a entrada da água do tributário principal do canal e do ponto amostral P11. Assim, foi possível identificar para estes dois pontos amostrais valores de transparência da água entre 0,5 e 0,8 metros, o que permite referir que existe um acrescímo nos valores de transparência da água à medida que distância-se do tributário principal e aproxima-se da região central do compartimento aquático.

Os pontos amostrais P4 e P6 localizados na região central do compartimento aquático apresentam valores de transparência da água na classe de 1,0 e 1,1 metros. Dos pontos amostrais, estes foram os que apresentaram o segundo maior valor de transparência da água, somente inferior ao valor encontrado ao sul do compartimento aquático. Os maiores valores de transparência da água encontrados nesta região possuem relação com as características hidrodinâmicas da água, que proporciona a precipitação dos sólidos, em função da diminuição da velocidade de deslocamento da água. Os pontos amostrais localizados mais distantes do canal principal, denominados de P9 e P10 apresentaram valores de transparência da água, de 0,9 metros, o que demonstra uma uniformização da água do compartimento aquático com a água do restante do reservatório.

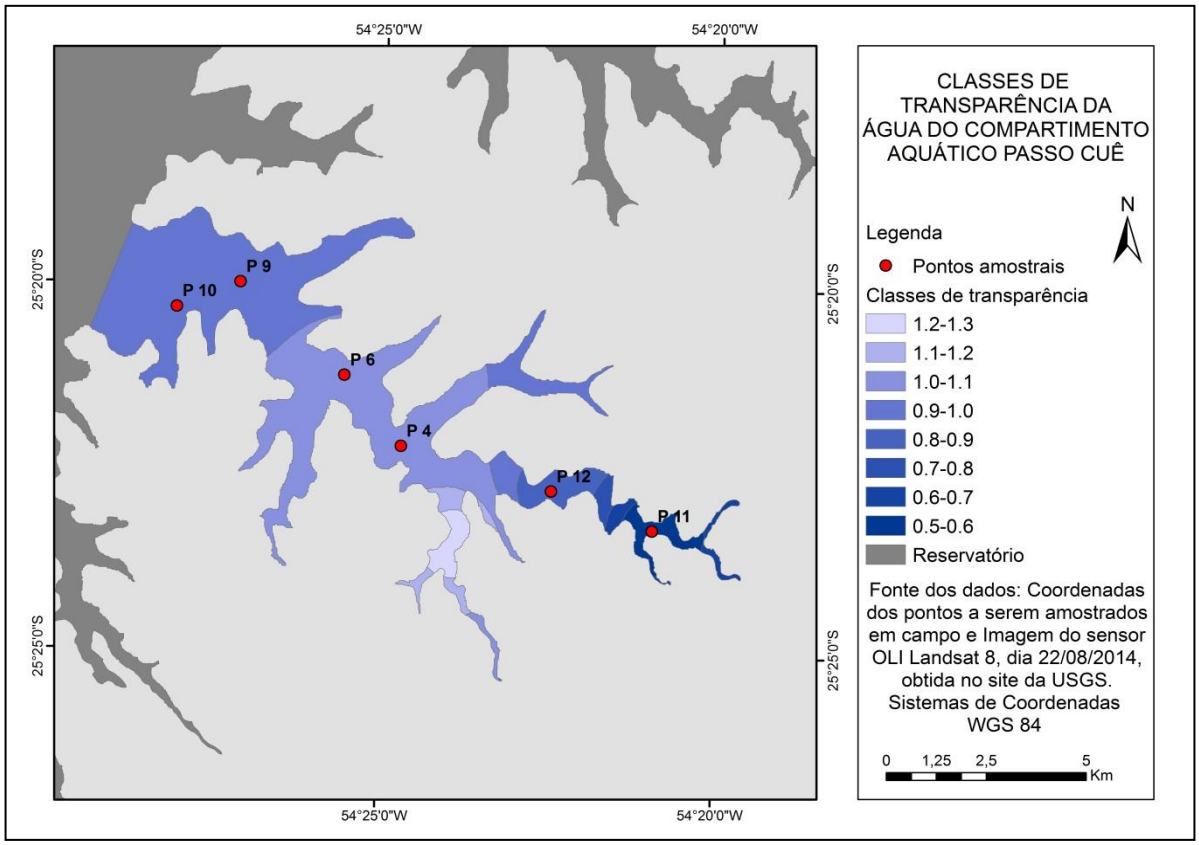



Figura 3 – Classes de transparência da água do compartimento aquático Passo Cuê.

A ocorrência de precipitação na área de estudo anterior a data da passagem do satélite *Landsat* 8 foi outra variável considerada no estudo. Nos dados hidrológicos da Agência Nacional de Águas (ANA, 2014) verificou-se a não ocorrência de grandes volumes de precipitação nos dias anteriores a passagem do satélite, sendo a última ocorrência deste fenômeno no dia 11 de agosto, na qual foram registrados 3,1 milímetros. Afim de melhor avaliar a variação da transparência da água do canal principal do compartimento aquático elaborou-se o perfil longitudinal deste, como se pode observar pela Figura 4.

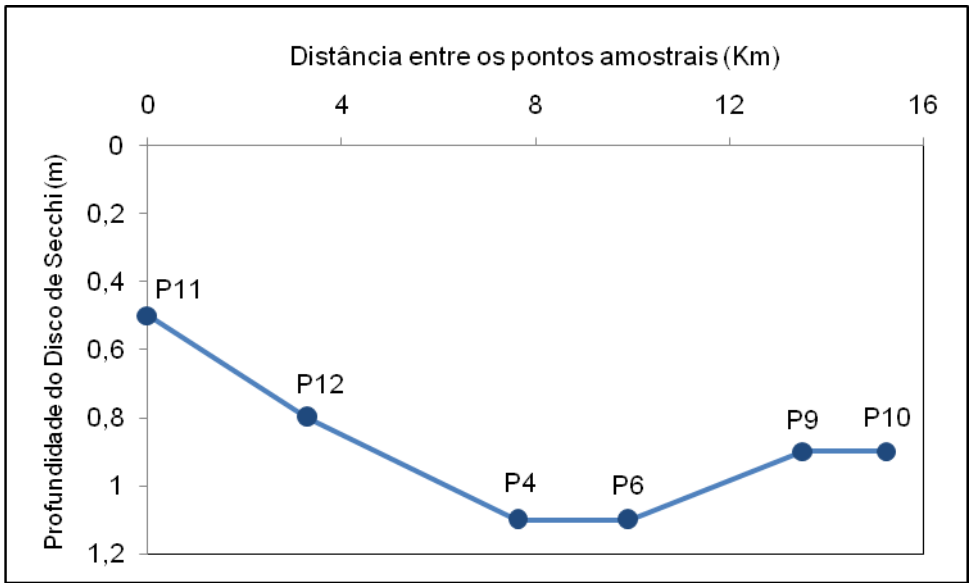



Figura 4 – Transparência da água no canal principal do compartimento aquático Passo Cuê.

Os registros fotográficos dos pontos amostrais do dia do trabalho de campo também forneceram subsídios para a análise dos dados, e estes, se mostram condizentes com as classes de transparência da água estabelecidas (Figura 5).

PONTO 11

Ponto amostral localizado próximo ao tributário principal do canal. Observou-se a água bastante turva, o que condiz com a classe de transparência da água entre 0,5 a 0,6 metros estabelecida para este ponto amostral.

| | |
|---|---|
| | PONTO 12<br><br>Este ponto amostral foi o que apresentou o segundo menor valor de transparência da água, no que se refere a descrição da coloração da água no dia da coleta dos dados, esta é descrita como esverdeada e pouco turva. |
| | PONTO 4<br><br>Este ponto amostral localizado na região central do reservatório apresentou um dos maiores valores de maior transparência da água e a coloração da água foi descrita no dia da coleta dos dados como esverdeada e mediamente turva. |
| | PONTO 6<br><br>Este ponto amostral como o anterior está localizado na região central do reservatório e também apresentou um dos maiores valores de transparência da água. A coloração da água foi descrita no dia da coleta dos dados como esverdeada e pouco turva. |
| | PONTO 9<br><br>Observa-se neste ponto amostral uma uniformização com o ambiente lêntico do reservatório. |

| | |
|---|---|
| | PONTO 10<br><br>Observa-se neste ponto amostral como no anterior uma uniformização da água do compartimento aquático com a do reservatório, sendo a coloração da água descrita no dia da coleta dos dados como esverdeada. |

Figura 5 – Registros fotográficos dos pontos amostrais do compartimento aquático Passo Cuê. Fonte: Virgilio (2014).

## CONCLUSÕES

Foi possível identificar variação na transparência da água no comprimento do canal principal do compartimento aquático Passo Cuê. Esta variação é representada da seguinte forma, o valor da transparência da água aumenta à medida que se afasta do ambiente lótico do rio Cuê e das margens deste compartimento aquático e, posteriormente, uniformiza-se em ambiente lêntico.

## REFERÊNCIAS


Agência Nacional de Águas (ANA), 2014. Sistema de Informações Hidrológicas. Disponível em: <http://hidroweb.ana.gov.br>. Acesso em: 29 jul. 2015. Brasil., 2012. Lei n. 12.651, de 25 de maio de 2012. Institui o novo Código Florestal. Diário Oficial da União, Brasília, DF, 25 maio. 2012. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2012/lei/l12651.htm>. Acesso em: 02 jun. 2015.

Câmara, G. *et al*., 1996. SPRING: Integrating remote sensing and GIS by objectoriented data modelling. Computers & Graphics, 20(3): 395-403.

Facco, D. F., 2015. Caracterização física da bacia hidrográfica do Paraná 3 com uso de geoprocessamento. Trabalho de Graduação do Curso de Tecnologia em Geoprocessamento, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, 60 p.Itaipu Binacional., 2014. Nossa História. Disponível em: <http://www.itaipu.gov.br/nossa-historia>. Acesso em: 12 de out. 2014.

Pereira Filho, W., Strassburguer, L., Barbosa, C. C. F., 2003. Caracterização espectral do reservatório de Itá – Sul do Brasil. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 11., 2003, Belo Horizonte. Anais eletrônicos… Belo Horizonte: Instituto Nacional de Pesquisas Espacias, 2003. Disponível em: <http://urlib.net/rep/ltid.inpe.br/sbsr/2002/11.14.11.49?ibiurl.language=pt-BR>. Acesso em: 23 abr. 2015.

United States Geological Survey (USGS), 2014. Earth Explorer. Disponível em: <http://earthexplorer.usgs.gov/>. Acesso em: 18 de set. 2014.

Virgilio, H., 2014. Reservatório Itaipu, compartimento aquático Passo Cuê [fotografia pessoal]. 2014. 1 fotografia, color.

Wetzel, R. G. e Likens, G. E., 2000. Light and Temperature. In: _____. Limnological Analyses, p. 15-32. Springer, New York.


## AGRADECIMENTOS


A Unidade de Geoprocessamento da Divisão de Apoio Operacional da Itaipu Binacional pelo auxílio na coleta dos dados, em especial, ao geográfo Haroldo Virgilio, como também a toda a equipe, o Lucas Henrique Garcia e a Raffaella I. A. Pego de Avila. A biológa Simone Frederigi Benassi da Divisão de Reservatório – Programa de Monitoramento e Avaliação Ambiental da mesma instituição. E ao colega Joceli Augusto Gross do Laboratório de Geotecnologias da Universidade Federal de Santa Maria pelo auxílio na interpolação da variável transparência da água.

# USO DE TECNOLOGIAS DE SENSORES REMOTOS EN LA DETERMINACION DE LAS PRODUCTIVIDAD POR AMBIENTES DEL CULTIVO DE ALFALFA EN EL ÁREA DE REGADÍO DE 25 DE MAYO, LA PAMPA

**Carolina Aumassanne[(1)]*, Dardo Fontanella[(1)], Mauricio Farrell[(2)(3)], Paolo Sartor[(1)]**

[(1)]Unidad de Extensión y Desarrollo Territorial 25 de Mayo INTA. [(2)]EEA Anguil INTA.
[(3)]Facultad de Agronomía UNLPam. *aumassanne.carolina@inta.gob.ar

**RESUMEN**

En los sistemas de producción intensivos bajo riego, conocer los diferentes ambientes productivos dentro del lote (heterogeneidad ambiental) posibilita un manejo diferencial. Estas características de heterogeneidad se ven reflejas en diferentes parámetros de producción como altura de planta, rendimiento de materia seca, entre otros. Mediante la utilización de información aportada por sensores remotos, es posible abordar esta heterogeneidad con diferentes tecnologías a diferentes escalas espaciales y temporales dentro del lote. El presente trabajo tiene como objetivo establecer relaciones entre los parámetros de producción (altura y materia seca) con índice de vegetación (NDVI) en cultivos de alfalfa bajo riego. El área de estudio se ubica la cuenca media del río Colorado, en la Sección V de riego del Sistema de Aprovechamiento Múltiple de Colonia 25 de Mayo La Pampa, Argentina. Se seleccionó un lote de alfalfa (*Medicago sativa*) con riego por pivote central (37.914803 S, 67.771288 O) de 70 has con destino de la producción a henificación. Para simplificar el sistema y llevarlo a una escala práctica de manejo y/o simplificación se determinaron 3 ambientes (o macro-ambientes) 1: alta productividad, 2: productividad media, 3: baja productividad. Estos ambientes están localizados a la misma distancia radial respecto del centro del pivote, con lo cual se riegan con el mismo grupo de aspersores, minimizando la variabilidad de producción por características del riego. Los trabajos se iniciaron a partir del 28 de noviembre al 22 de diciembre de 2014, realizando mediciones de altura de planta con cinta métrica, cortes de material aéreo. Todas las mediciones se realizaron con 5 repeticiones por sitio. Las estimaciones de la cantidad de energía reflejada fueron realizadas el día 12 de diciembre de 2014 con un sensor pasivo Skye que mide en la porción del espectro electromagnético en 660 y 730 nm. Para determinar el porcentaje de energía reflejada por parte del cultivo se obtuvo el dato de la radiación global incidente para el día 12 de diciembre desde una estación meteorológica ubicada en cercanías del ensayo. Los resultados indican que existe una relación lineal entre la altura del cultivo y el rendimiento de materia seca en los 3 ambientes (Baja, Media y Alta Productividad), con una correlación de 0,97; 0,56 y 0,80 respectivamente. La relación entre altura y rinde tiene un coeficiente de correlación mayor en el ambiente de baja productividad, debido posiblemente a las características de menor desarrollo observado en las plantas respecto de los de media y alta. Así mismo existe una relación potencial entre producción y NDVI ($R^2$ 0,91) en los 3 ambientes. Conocer la producción de materia seca a partir de esta información, con anticipación a la fecha de corte, permite planificar y optimizar la logística de laboreos. La metodología utilizada resulta sencilla, de bajo costo, operativamente simple y con un alto grado de confiabilidad de los resultados obtenidos.

Palabras claves: Sensores remotos, alfalfa, NDVI

## ABSTRACT

In intensive production systems under irrigation, knowing different production areas within the paddock (environmental heterogeneity) enables differential operation. These features are reflected heterogeneity in different production parameters such as plant height, yield, among others. Using information provided by remote sensing, it is possible to address this heterogeneity with different technologies at different spatial and temporal scales within the lot. This work aims to establish relationships between production parameters (height and yield) with vegetation index (NDVI) in alfalfa irrigated. The study area

middle Colorado river basin is located in Section V Multiple Use Irrigation System of Colonia 25 de Mayo La Pampa, Argentina. A paddock of irrigated alfalfa (Medicago sativa) was selected by central pivot (S 37.914803, W 67.771288) of 70 hectares for hay production. To simplify the system select 3 level of areas (or macro-environment) were determined, 1: high productivity, 2: middle productivity, and 3: low productivity. These environments are located at the same radial distance from the pivot center, which is irrigated with the same group of sprinklers, minimizing production variability per irrigation features. Work began from November 28th to December 22nd 2014, measuring of plant height with measuring tape, cuts of aerial material. All measurements were performed with 5 repetitions per site. The amount of reflected energy were performed on 12th December 2014 with a passive sensor Skye, that measures in the portion of the electromagnetic spectrum at 660 and 730 nm. To determine the percentage of energy reflected by the crop global radiation incident data was obtained on December 12th from a meteorological station located nearby the test. The results indicate that there is a linear relationship between crop height and yield in the 3 environments (Low, Medium and High Productivity), with a correlation of 0.97; 0.56 and 0.80 respectively. The relationship between height and yields has a higher correlation coefficient in the environment of low productivity, possibly due to the characteristics of less developed plants observed as regards to medium and high productivity. Also, there is a potential relationship between production and NDVI (R2 0.91) in the 3 environments. Knowing the production from this data, in advance of the cut date, allows you to plan and optimize the logistics of field management. The methodology is simple, inexpensive, operatively simple and a high degree of reliability of the results obtained.

Keywords: Remote sensing, alfalfa, NDVI

## INTRODUCCIÓN

La agricultura se expande sobre nuevos territorios incluyendo regiones semiáridas y áridas previamente destinadas a la ganadería (Solbrig, 1999). En particular, se ha expandido la agricultura bajo riego, obteniendo mayores rendimientos y estabilidad que la agricultura de secano. Además, por la expansión de los cultivos hacia zonas marginales, se predice que el área de las zonas de regadío seguirá aumentando en el futuro (Abrahao *et al*., 2011).

Por el actual y futuro desarrollo de las áreas bajo riego y la heterogeneidad ambiental que existe en los sistemas de producción, existe la necesidad de contar con herramientas objetivas que permitan cuantificar la variabilidad productiva dentro de los lotes bajo riego, considerando la variabilidad en potencial de rendimiento de cada ambiente. A partir de técnicas de sensoramiento remoto es posible analizar directamente el estado de la vegetación (e.g. área foliar) a través del análisis de los valores de reflectancia (Hatfield *et al*., 2008). Los sensores remotos proveen información, específica y objetiva, debido a su capacidad para medir indicadores biofísicos y detectar su variabilidad espacial (ASD, 1999). Lo expuesto anteriormente, permite caracterizar la aptitud productiva dentro de un lote agrícola a partir de la respuesta que ofrece la vegetación. Los sensores pasivos (cámaras, o sensores montados en satélites o drones, entre otros) miden la reflectancia (luz reflejada desde el suelo/luz incidente) de la luz solar permitiendo abordar heterogeneidad productiva con diferentes tecnologías a diferentes escalas espaciales y temporales dentro del lote. La información derivada de sensores remotos, satelitales o de terreno, se complementa con información obtenida mediante relevamientos a campo, permitiendo la calibración, y la validación de modelos de crecimiento de cultivos (e.g. Dorigo *et al*. 2007).

La interacción de la radiación solar con las moléculas foliares de las plantas controlan las reflectancias del espectro visible (VIS) y del infrarrojo (IR). Los componentes bioquímicos (pigmentos, proteínas, carbohidratos aceites, agua), morfología de la hoja (mesófilo) y arquitectura de la planta, influyen en la performance de las plantas para absorber, transmitir y reflejar la radiación solar de distintas longitudes de onda corta de 280 a 2800 nm (Hoffer, 1978; Myneni 1991; Curran *et al*., 2001). Diversos índices de vegetación, como el NDVI *(Normalized Difference Vegetation Index)* revelan las características reflectivas de la vegetación en diferentes estadíos fenológicos. El NDVI relaciona la reflectancia en la longitud de onda en el canal infrarrojo (0.78-0.90 µm) y rojo (0.63-0.69 µm) (Rouse, 1973) y depende directamente de diversos parámetros vegetales como la biomasa, porcentaje de cobertura vegetal y área foliar (Asrar *et al*., 1989; Baret y Guyot, 1991).

En los sistemas de producción intensivos bajo riego, conocer los diferentes ambientes productivos dentro del lote (heterogeneidad ambiental) posibilita un manejo diferencial. Estas características de heterogeneidad se ven reflejadas en diferentes parámetros de producción como altura de planta, rendimiento de materia seca (MS), índice de área foliar, rendimiento de granos, entre otros. En la cuenca media del río Colorado la mayor producción agrícola corresponde a alfalfa, maíz, vid ya sea con riego de tipo gravitacional o presurizado, donde el segundo ha sido el sistema que se ha desarrollado en los últimos años.

El objetivo de este trabajo fue establecer relaciones entre los parámetros de producción (altura y MS) con el índice de vegetación (NDVI) en cultivos de alfalfa bajo riego. Conocer con anticipación a la fecha de corte la producción de MS, a partir de esta información, permite planificar y optimizar la logística de laboreos. Así también permitiría identificar áreas de similares características que posibilitarán a los productores ser más eficientes en la distribución de los recursos mejorando la rentabilidad del sistema.

## MATERIALES Y MÉTODO

El área de estudio se ubica la cuenca media del río Colorado, en la Sección V de riego del Sistema de Aprovechamiento Múltiple de 25 de Mayo La Pampa, Argentina. Se seleccionó un lote de alfalfa (*Medicago sativa*) con riego por pivote central (37.914803 S, 67.771288 O) de 70 has con destino de la producción a henificación. Para simplificar el sistema y llevarlo a una escala práctica de manejo se establecieron 3 ambientes (o macro-ambientes) 1: alta productividad, (AP); 2: productividad media (MP); 3: baja productividad (BP), Figura 1. Estos ambientes se determinaron a partir de la superposición de mapas de NDVI obtenidos de imágenes LANDSAT de años anteriores con chequeos a campo. Los sitios muestreados están localizados a la misma distancia radial respecto del centro del pivote, regándose con el mismo grupo de aspersores, minimizando la variabilidad de producción por características del riego.

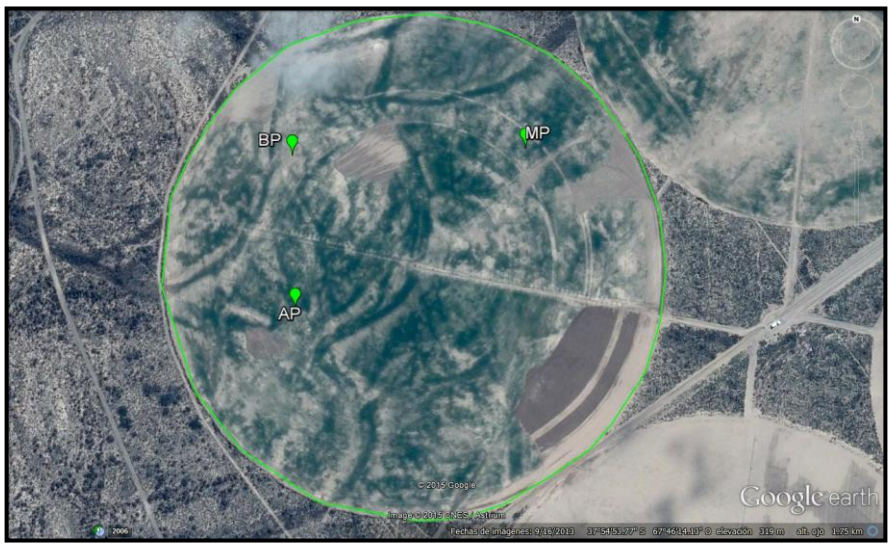



**Figura 1. Ubicación de los ambientes bajo estudio, AP (alta productividad), MP (productividad media) y BP (baja productividad).**

Los muestreos a campo se realizaron desde el 28 de noviembre y se repitieron el 5, 12 y 22 de diciembre de 2014. En cada sitio se realizaron cortes de material aéreo en un área de 1 $m^2$. Cada muestra relevada a campo fue pesada y secada en estufa a 60 ºC. Todas las mediciones se realizaron con 5 repeticiones por sitio y por fecha.

Los datos de reflectancia fueron tomados el día 12 de diciembre de 2014, por un sensor pasivo Skye que mide en la porción del espectro electromagnético en 660 y 730 nm.

Para determinar el porcentaje de energía reflejada por parte del cultivo se obtuvo el dato de la radiación global incidente para el día 12 de diciembre desde una estación meteorológica, perteneciente al Departamento Provincial del Agua de Río Negro, ubicada en la localidad de Catriel, a 5 Km de distancia del ensayo. Posteriormente, con los datos de

reflectancia calibrados se procedió a estimar los valores de NDVI para cada sitio.
Se realizaron análisis de correlación entre las variables determinadas a campo y los valores de índice NDVI.

## RESULTADOS

A continuación en la tabla 1 se muestra un resumen de los datos obtenidos de altura de planta y rendimiento de MS promedio de cada sitio y cada fecha de muestreo, indicando que los ambientes de mayor productividad presentan los valores más altos de altura de planta y rendimiento de MS.

**Tabla1: Valores de altura de planta y materia seca promedio por fecha para cada uno de los ambientes, BP (baja productividad), MP (media productividad) y AP (alta productividad).**

| | Fechas | Altura planta(cm) | Mat. Seca (Kg/ha) |
|---|---|---|---|
| **BP** | 28-nov | 21,5 | 860,5 |
| | 05-dic | 30,5 | 1177,2 |
| | 12-dic | 25,1 | 897,1 |
| | 22-dic | 42,6 | 1885,1 |
| **MP** | 28-nov | 40,4 | 1782,5 |
| | 05-dic | 42,4 | 2712,9 |
| | 12-dic | 47,6 | 2030,7 |
| | 22-dic | 64 | 3151,3 |
| **AP** | 28-nov | 43 | 1932,0 |
| | 05-dic | 57,4 | 2492,3 |
| | 12-dic | 65 | 2478,4 |
| | 22-dic | 76,6 | 4129,9 |

La figura 2, muestra una relación lineal entre la altura del cultivo y el rendimiento de MS para los 3 ambientes, lo que indica que los ambientes caracterizados por su nivel de productividad, se corresponden con la productividad de forraje.

La relación entre altura y rendimiento de MS tiene un coeficiente de correlación mayor en el ambiente BP debido posiblemente a las características de menor desarrollo observado en las plantas respecto de los ambientes AP y MP.

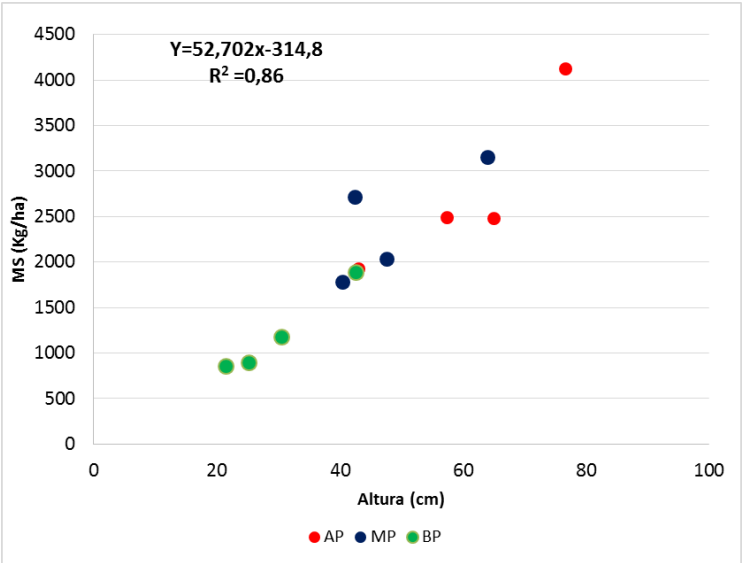



**Figura 2. Relación entre MS (Kg/ha) y altura de planta (cm) para los tres ambientes.**

La figura 3 muestra la relación entre producción de MS y NDVI indicando un ajuste de 0,73. Obsérvese que con valores de superiores a 1500 Kg/ha de MS los valores de NDVI tienden ser altos y similares, lo cual indica que la señal sufre una saturación de la respuesta.

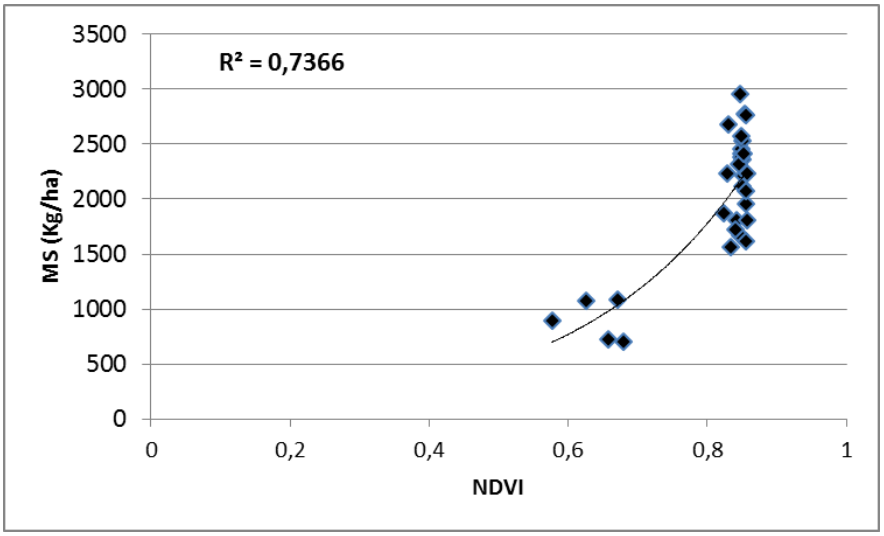



**Figura 3. Correlación entre MS (Kg/ha) y NDVI para todos los sitios y todas las fechas.**

En la figura 4 se muestra la correlación entre altura de planta (cm) y NDVI presentando un comportamiento similar al observado para la MS.

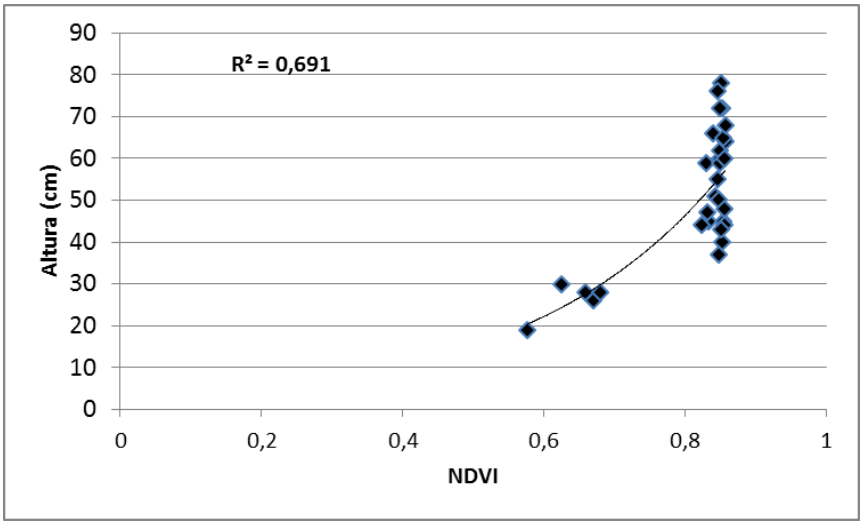



**Figura 4. Correlación entre altura de planta (cm) y NDVI para todos los sitios y todas las fechas.**

Los valores hallados indican que los parámetros vegetales medidos a campo, altura y MS, poseen una fuerte relación con índices como el NDVI. Cuando el cultivo presenta mayor desarrollo, altura y relación: superficie de área foliar y superficie de suelo cubierta, existe un efecto de saturación del NDVI (González Piqueras, 2006) demostrado en este caso con valores superiores a 0,8.

El comportamiento asintótico del NDVI para valores medios a altos de MS o altura de plantas, suele ser una limitante en el uso de este índice, ya que presenta insensibilidad a las variaciones de diferentes parámetros vegetales. En el caso del estudio desarrollado,

valores superiores de 1500 Kg/ha de MS o altura de planta por encima de 35 cm en alfalfa, produce cambios muy bajos en los valores de NDVI. Con cultivos con mayor desarrollo, las capas más bajas de la vegetación se encuentran oscurecidas debido a la sombra proyectada por las capas superiores.

## CONCLUSIONES

El uso de índices de vegetación provistos por sensores remotos ofrece una ventaja interesante en el seguimiento de la vegetación presente en el terreno. Esto permite conocer la variabilidad espacial de los lotes agrícolas, en un contexto de manejos por ambientes. Sin embargo, su uso se limita a ambientes de baja a media aptitud productiva ya que este aspecto condiciona un alto desarrollo vegetal. Esto pone de manifiesto que ambientes que brindan un desarrollo vegetal con alta cobertura, proporcionan altos valores de MS, altura de plantas produciendo una baja sensibilidad del índice. Sin embargo, la metodología utilizada resulta sencilla, de bajo costo, operativamente simple y con un alto grado de confiabilidad de los resultados obtenidos.

## AGRADECIMIENTOS

Agradecemos a todos los integrantes de la Unidad de Extensión y Desarrollo Territorial de INTA de 25 de Mayo y al financiamiento del Proyecto Regional con Enfoque territorial “Gestión de innovaciones para el desarrollo sustentable de la cuenca del Río Colorado.”

## BIBLIOGRAFÍA

Abrahao, R., Causapé, J., García-Garizábal, I., Merchán, D. 2011. Implementing irrigation: Water balances and irrigation quality in the Lerma basin (Spain). Agricultural Water Management 102: 97-104.

ASD (Analytical Spectral Devices). 1999. Technical guide. Analytical Spectral Devices. Boulder, CO, USA.

Asrar, G., Myneni, R. y Kanemasu, E. 1989. Estimation of plant canopy attributes from spectral reflectance measurements. Charp 7. In G. Asrar (Ed) Theory and applications of optical remote sensing (pp252-296. New York: Willey.

Baret, F. y Guyot, G. 1991. Potentials and limits of vegetations indices for LAI and APAR assessments. Remote Sensing of Environment, 35 pp 161-173.

Curran, P. J., Dungan J. L., y Peterson, D. L. 2001. Estimating the foliar biochemical concentration of leaves with reflectance spectrometry: Testing the Kokaly and Clark methodologies. Remote Sens. Environ 76: 349-359.

Dorigo, W. A., Zurita-Milla, R. de Wit, A. J. W., Brazile, J., Singh, R., Schaepman, M. E. 2007. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation.

Hatfield, J. L., Gitelson, A. A., Schepers, J.S., Walthall, C. L. 2008. Application of spectral remote sensing for agronomic decisions. Agronomy Journal. 100:S-117- S131.

Hoffer, R. M. 1978. Biological and physical consideration in applying computer-aided analysis techniques to remote sensor data. In: Remote Sensing: The Quantitative Approach, eds P.H. Swain and: S. Davis. Mc Grave –Hill. New York, pp 227-289.

González-Piqueras, J. 2006. Evapotranspiración de la cubierta vegetal mediante la determinación del coeficiente de cultivo por teledetección. Tesis. Universidad de Valencia.

Myneni, R. B. 1991. Modelling radiative transfer and photosynthesis in three dimensional vegetation canopies. Agric. Forest Meteorol. 55:323-344.

Rouse, J., Haas, R., Schell, J., Deering, D. y Harlan, J. 1973. Monitoring vegetation system in the Great plain with ERTS. In S.C. Freden, E.Mercanti, P. & Becker (Edit), Third Earth Resources Tecnology Satellite-I Symposium Technical presentations , section A vol I (pp 309-317). Washington, DC: National Aeronautics and space Administration (NASA SP-351).

Solbrig, O. T. 1999. Observaciones sobre biodiversidad y desarrollo agrícola. En: Biodiversidad y uso de la Tierra. Conceptos y ejemplos de Latinoamérica. Editores: Mateucci, S. D., Solbrig, O. T., Morello, J., Halffter, G. Ed. Eudeba. Argentina.

# DETERMINACIÓN DE LA HUMEDAD DE SUELO MEDIANTE REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE CON DATOS TERRASAR-X

**García, Gabriel[1, 3], Brogioni, Marco[4], Venturini, Virginia[1], Rodriguez, Leticia[1], Graciani, Silvio[2] y Macelloni, Giovanni[4]**

(1) Centro de Estudios Hidro-Ambientales, Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas (UNL), gabiagusgmail.com, vventurini@fich.unl.edu.ar, leticia@fich1.unl.edu.ar.

(2)Facultad de Ingeniería y Ciencias Hídricas (FICH), Universidad Nacional del Litoral. (UNL),graciani@hotmail.com.
(3)Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET).
(4) ConsiglioNazionaledelleRicerche (CNR) –Istituto di FisicaApplicata "Nello Carrara" (IFAC),m.brogioni@ifac.cnr.it

## RESUMEN

Los primeros 5 centímetros del suelo forman una interfaz donde se producen los principales intercambios de flujos de calor entre la superficie terrestre y la atmósfera. La cuantificación de la Humedad de Suelo (HS) es crucial para los modelos de alerta hídrica en la gestión de irrigación en la agricultura moderna, y en los modelos de transformación Lluvia-Caudal. La teledetección ha demostrado ser una excelente fuente de datos espacial y temporalmente distribuidos de las características sobresalientes de la superficie terrestre. Los sensores de microondas pasivos y activos ofrecen la posibilidad de monitorear la HS a escala global, regional y local, acorde a los requerimientos científicos actuales. Hoy en día es común encontrar metodologías que extraen el contenido de HS a partir de las imágenes de sensores activos (RADAR) por medio de técnicas estadísticas tales como redes neuronales, modelos de inversión y de regresión. Estudios recientes han demostrado que las técnicas simples de regresión múltiple arrojan resultados aceptables. Por esto, en este trabajo se propone desarrollar un modelo de regresión lineal múltiple para zonas de llanura que combina datos de la misión satelital TerraSAR-X y datos de una estación meteorológica. Los resultados obtenidos muestran que la selección a priori de las variables a involucrar es clave para determinar la variabilidad de HS en zonas donde predominan los movimientos verticales.

Palabras clave: humedad de suelo, regresión múltiple, TerraSAR-X

## ABSTRACT

The first 5 centimeters of soil forms an interface where the exchanges of heat fluxes between the land surface and the atmosphere occur. The quantification of Soil Moisture (HS) is fundamental for water management, flooding alert, for irrigation in modern agriculture, and hydrologic models. Remote sensing technology has proved to be an excellent source of distributed spatial and temporal data of relevant features of the earth's surface. Passive and active microwave sensors allow monitoring the HS at global, regional and local scales, according to current scientific requirements. Today, common methodologies to extract HS content from images of active sensors (RADAR) by means of statistical techniques such as neural networks, inversion and regression models. Recent studies have shown that simple multiple regression techniques yield acceptable results. Therefore, in this paper we aim to develop a model of multiple linear regressions to flat regions that combines data from the TerraSAR-X satellite images and weather station data. Preliminary results show that the selection a priori of involved variables is essential to determining the variability of HS in areas where vertical water movements are predominant.

Keywords: soil moisture, multiple regression, TerraSAR-X

## 1.- INTRODUCCIÓN

La gestión del agua y la producción agrícola, requieren de estimaciones refinadas (10-100 m) de la humedad del suelo (HS). Los datos remotamente obtenidos con sensores de microondas activos y pasivos han probado ser los mejores instrumentos para cuantificar la HS en los primeros 5 cm de suelo (Engman, 1995). Chang e Islam (2000), examinaron la viabilidad de la estimación de las propiedades físicas e hidráulicas del suelo utilizando información remotamente sensada, obtenida a partir del sensor pasivo Electronically Scanned Thinned Array Radiometer (ESTAR), con poca o casi nula información acerca de la textura del suelo. Estos autores se basaron en el desarrollo de redes neuronales artificiales.

Los primeros sensores de microondas pasivos, como el SSM/I, AMSR-E, permitieron desarrollar algoritmos para relacionar la Temperatura de brillo (Tb) con la HS (Basit et al., 1998). En general, se utilizaron conjuntos de datos simulados de Tb en banda L para el desarrollo de los modelos. Estas simulaciones involucraron distintas resoluciones espaciales, tipos de superficiales y diferentes condiciones climatológicas (Pellarin et al., 2003; Grant et al., 2007). En este mismo periodo de tiempo, se evaluó la robustez de los modelos existentes para la obtención de HS usando microondas pasivas y activas, bajo un moderado a alto contenido de agua en la vegetación (Del Frate et al., 2003; Narayan et al., 2004).

Por otra parte, Burt y Butcher (1985) establecieron la relación entre HS con diferentes factores topográficos que controlan su variabilidad. Posteriormente, otros autores estudiaron relaciones similares entre HS y las variables topográficas (Grayson et al., 1997; Western et al., 1999). Brocca et al., (2006) retoman el tema y determinan que HS está relacionada con la pendiente, la elevación, área específica de la cuenca y la distancia al canal principal.

Otros estudios relacionaron la variabilidad espacial de la HS con las variaciones de las propiedades del suelo, incluyendo la porosidad, la conductividad hidráulica, la textura y la profundidad del suelo (Takagi y Li, 2011; Martínez García et al., 2014). Qiu et al. (2010), analizaron la relación entre los principales atributos ambientales y la HS estudiando las correlaciones entre variables mediante un análisis de componentes principales y desarrollaron diferentes métodos de regresión lineal múltiple para predecir el contenido de HS utilizando datos muestreados a distintas profundidades. Ranney et al. (2015), generalizaron el modelo Equilibrium Moisturefrom Topography (EMT) incluyendo información de la variación espacial de la vegetación y las características del suelo y de esta manera mejorar la capacidad del modelo para reducir la escala de humedad del suelo.

Los datos obtenidos con sensores activos, denominados Sinthetic Apperture Radar (SAR) han sido utilizados para determinar HS con modelos de diferente naturaleza. La tecnología SAR ha evolucionado en los últimos diez años y hoy en día se dispone de información satelital de sensores con diferentes frecuencias. Los primeros sistemas SAR montados en satélites (ERS-S, RADARSAT y ENVISAT) operaban sólo en la banda C, que es muy afectada por la rugosidad del suelo sobre todo por la cobertura vegetal. Por otra parte TerraSAR-X, provee información en banda X, que posee mayor sensibilidad a la humedad de suelo (Baghdadi et al., 2008). En un futuro cercano, se espera contar con datos provenientes de sensores en banda L de las misiones SMAP (lanzada en 2015) y de futuras misiones como SAOCOM (fecha de lanzamiento 2016).

Las imágenes de los sensores antes mencionados han dado lugar a una gran variedad de metodologías que permiten estimar HS. Las mismas relacionan el Backscattering con HS, utilizando todos los conocimientos adquiridos sobre las propiedades del suelo y HS. Entre los métodos desarrollados, podemos mencionar métodos de inteligencia computacional como redes neuronales (Ahmad et al., 2010; Paloscia et al., 2010; Kseneman et al., 2012) y máquinas de soporte vectorial (Pasolli et al., 2011; Pasolli, 2012), métodos bayesianos (Angiulli et al., 2008; Paloscia et al., 2008). En particular se destacan los trabajos de Puri et al. (2011), quienes desarrollaron un modelo empírico que relaciona la HS con el Backscattering de Tropical Rainfall Measuring Mission Precipitation Radar

Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI).

Ranney et al. (2015), describen que la influencia de las propiedades del suelo pueden ser mayores durante las condiciones de mojado y más importante en relación con la topografía, cuando la topografía es más plana (Zhu and Lin, 2011). Ellos estudiaron la cuenca Tarrawarra en Australia, donde los movimientos laterales del agua controlan los patrones de humedad del suelo durante la humidificación. Durante los periodos secos, los flujos verticales controlan la HS y el índice de radiación solar potencial (PSRI) queda estrechamente asociada con los patrones de humedad del suelo. Paloscia et al. (2008) estudiaron diferentes modelos para estimar HS a partir del Backscattering del sensor ENVISAT/ASAR en una llanura de Italia. Estos autores, estiman la HS a partir de las propiedades del suelo, la rugosidad y la cobertura vegetal por ser las variables que afectan el Backscatering, pero no necesariamente la humedad. Los autores aplicaron redes neuronales y métodos basados en el teorema de Bayes.

## 2.- MÉTODOS

### 2.1. Regresión Lineal Múltiple (RLM)

El método propuesto a utilizar es el de RLM, con el que se ajusta una función lineal a un conjunto de variables de entrada ($X_i$) aproximando la variable de salida (Y). El objetivo de este método es calcular los valores de los coeficientes ($\beta_i$) de la siguiente ecuación:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + ... + \beta_p * X_p + \varepsilon \quad (1)$$

En notación matricial se puede expresar como sigue:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (2)$$

Para estimar $\beta_i$ se utilizará el método de mínimos cuadrados y se definirá el error como suma de las diferencias al cuadrado. Resultando:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (3)$$

La mayoría de estos modelos han sido utilizados en regiones con terrenos de pendientes moderadas a pronunciada, donde los movimientos horizontales del agua dominan la variabilidad de la HS. Los estudios que han estimado la HS para zonas de llanuras, relacionan la variabilidad de la misma con parámetros que caracterizan el suelo, pero no representan los movimientos verticales de la humedad, que es la variable forzante de las variaciones de HS.

En este trabajo proponemos aplicar un método simple de regresión lineal múltiple para estimar la variación de HS en zonas de llanuras a partir de datos meteorológicos que representen la variabilidad de HS no solo del Backscatering. En la llanura el escurrimiento lateral del agua es despreciable frente a los flujos verticales representados por precipitación – evapotranspiración. Por esto, se propone explicar la variabilidad de la HS con variables tales como la precipitación, la temperatura del aire y del suelo, y la humedad relativa del aire.

Reemplazando los coeficientes $\hat{\beta}$ en la ecuación (1), se pueden obtener los valores de Y aproximados mediante RLM.

### 2.2. Análisis de los datos de entrada

El modelo regresivo antes detallado requiere que las variables de entrada sean explicativas de la variable de salida, y además, que cada una de las entradas incorpore información diferente.

Primero, se analizará la implicancia de las variables de entrada en la de salida. Para esto, se calculará el estadístico-t para todos los coeficientes y se contrastarán con el valor de t por tabla, obtenido según los grados de libertad que tenga el bloque de datos a utilizar. La siguiente ecuación representa como se obtendrá dicho parámetro estadístico:

$$t_{\hat{\beta}} = \frac{\hat{\beta}}{\sqrt{S^2 * S_{kk}}} \quad (4)$$

siendo, $S_{kk}$ la diagonal principal de la matriz $(X^T X)^{-1}$ y es:

$$S^2 = \frac{E^T E}{Grados_Libertad} \quad (5)$$

con $E^T E$ la suma de los errores al cuadrado .

El estadístico-t es usado para probar la hipótesis de nulidad sobre el valor del coeficiente (Downing y Clark, 1997). Si se rechaza la hipótesis de nulidad, ecuación (6), la variable X es importante para predecir el valor de Y usando la regresión lineal. En cambio, si se acepta la hipótesis de nulidad, X no es importante para predecir el comportamiento de Y usando una regresión lineal.

$$\left| t_{calculado} \right| > t(0.95, Grados_Libertad) \quad (6)$$

Posteriormente, una vez seleccionadas las variables representativas en el comportamiento de la variable de salida, se analizará la multicolinealidad entre ellas. Para detectar el tipo de multicolinealidad, se utiliza el Factor de Inflación de la Varianza (FIV) (Harrell, 2001; Fox, 2002). Primero, se realiza la regresión lineal de cada variable de entrada en función del resto, se obtiene el coeficiente de determinación (R2) y por último, se calcula este factor de la siguiente manera:

$$FIV = \frac{1}{1 - R^2} \quad (7)$$

donde 1 ? FIV ? ?. Si las variables de entrada no son redundantes, entonces FIV es igual a 1 (Glantz y Slinker, 1990). Valores de FIV mayores que 4 sugieren la existencia de multicolinealidad, y valores mayores que 10 indican la existencia de multicolinealidad grave (Montgomery y Peck, 1992; Fox, 2002; Cohen et al., 2003).

### 2.3. Análisis del modelo

Para llevar a cabo el análisis del modelo se utiliza la varianza de los datos de la siguiente manera. Primero, se define la Suma de Cuadrados Total (SCT):

$$SCT = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2 \quad (8)$$

Luego, la Suma de Cuadrados Residual (SCR):

$$SCR = \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y})^2 \quad (9)$$

Con estos coeficientes se obtiene:

$$R^2 = 1 - \frac{SCR}{SCT} \quad (10)$$

donde, $R^2$ se denomina Coeficiente de Determinación Múltiple (CDM). Este estadístico representa la proporción de la variación de los datos explicada por el modelo. Toma valores en el rango 0 ? $R^2$ ? 1. Si $R^2$ es igual a 0, el modelo no explica la variable de salida a partir de las variables de entrada. Por otro lado, si $R^2$ es igual a 1, el ajuste es perfecto o el modelo tiene máxima capacidad explicativa.

## 3.- ÁREA DE ESTUDIO Y DATOS

### 3.1 Área de estudio

El área de estudio se ubica en la Provincia de Santa Fe, Argentina, con centro en la localidad de Ataliva (Fig. 1). Esta provincia integra la región agrícola-ganadera e industrial de la Argentina que concentra gran parte de la actividad del sector y de la población del país. Desde el punto de vista climático, la zona de estudio se caracteriza por un clima templado pampeano; la isoterma media anual es de 18 °C y la precipitación media anual es de 950 mm. La distribución de precipitaciones se concentra en el semestre noviembre-abril con un 75% del total anual. Los suelos de la zona pertenecen a asociaciones de Argiudoles. Se trata de una zona de llanura, de suave pendiente, en la que en épocas normales, los flujos verticales de agua predominan sobre los horizontales.

Figura 1: Localidad de Ataliva

### 3.2. Datos

Los valores de HS fueron obtenidos a partir de campañas realizadas en el periodo (Septiembre 2012 - Mayo 2013). Durante las campañas, se extrajeron muestras de suelo desnudo o con rastrojo. La profundidad de la muestra para análisis gravimétrico varía entre 3-5 cm, según penetración del toma muestra. Se tomaron 3 muestras por lote (pixel), las que luego se promediaron para asignar un único valor al pixel. Mayor información sobre los datos de HS están disponible en Broggioni et al., (2014) y Rodriguez et al. (2013).

Como variables de entrada al método RLM se utilizó la siguiente información. Por un lado, se trabajó con imágenes del Satélite TerraSAR-X que posee un sensor RADAR en la longitud de onda X (31 mm). Las imágenes fueron pre-procesadas con el software Sarmap-SarScape: primero se les aplicó la operación de Multilooking para reducir el ruido Speckle; luego, se realizó la geocodifición de la información utilizando el sistema de referencia POSGAR junto con la calibración radiométrica del Backscattering mediante el uso de datos de elevación que vienen de un DEM SRTM. Por último, se cambió el tamaño de los pixeles a 10 m.

Otra variable de entrada fue el NDVI obtenido del sensor MODIS, abordo de la misión satelital Earth Observing System (EOS), el cual brinda cada 16 días el producto MOD 13 que posee el índice de vegetación con resolución espacial de 500 m.

Se utilizaron observaciones meteorológicas en situ. Pertenecientes a una estación ubicada aproximadamente a 32 Km de la localidad de Ataliva, más precisamente en la ciudad de Rafaela, Santa Fe. Los datos utilizados son Precipitación, Temperatura del Aire y Suelo, Tensión de Vapor y la Humedad Relativa del Aire. Las cuales fueron pre-procesadas para obtener valores acumulados para el caso de la precipitación y valores promedio para las restantes medidas. Se utilizó una ventana de 7 días previos a la fecha de las muestras.

Todas estas variables de entrada fueron analizadas para comprobar su influencia sobre la variable de salida, HS, como así también sobre las demás variables de entrada. El objetivo es que cada entrada posea una fuerte influencia en HS y casi nula en las demás. En la tabla 1 se presenta la distribución temporal de las imágenes satelitales de TerraSAR-X y MODIS.

| Fecha SAR | 3/9/2012 | 14/09/2012 | 25/09/2012 | 30/11/2012 | 22/04/2013 | 14/05/2013 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| **Fecha NDVI** | 28/08/2012 | 13/09/2012 | 29/09/2012 | 2/12/2012 | 23/04/2013 | 9/5/2013 |

Tabla 1: Inventario de las imágenes y los datos de campo

## 4. RESULTADOS

Las variables de entrada obtenidas para el área de estudio son: Backscattering (σ) [dB], Índice de Vegetación Normalizado (NDVI), Precipitación (PP) [mm], Temperatura del Aire (Ta) [°C], Temperatura del Suelo (Ts) [°C], Tensión de Vapor Media del Aire (ea) [hPa] y Humedad Relativa del Aire (HR) [%]. Un análisis teórico de las variables a priori, se puede destacar las relaciones que existen entre Ta y Ts (Parton, 1984), como así también, entre ea y HR (Barton, 1979).
Para evitar problemas de colinealidad entre estas variables, se decidió tomar el diferencial de temperatura (ΔT =Ts-Ta) y sólo utilizar la HR.

### 4.1. Selección de las variables

Con las variables de entrada mencionadas: σ, NDVI, PP, ΔT y HR, se calcularon los coeficientes de la regresión y la primera aproximación de HS utilizando la totalidad de los datos en ambas etapas.
En la tabla 2, se presentan los coeficientes, el error standard y estadístico-t para cada una las variables utilizadas. Para este conjunto de datos se tiene un grado de libertad de 57 (63 observaciones y 6 coeficientes). Por tabla (tabla de distribución t) se tiene que para p= 0.95 y un grado de libertad de 60 el valor de t es 2.000.
Con estos datos de entrada se obtuvo un CDM de 0.6409, una Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) igual a 5.3430. Los parámetros que tienen el valor de estadístico-t superior a 2.000 (resaltados en negro) rechazan la hipótesis de nulidad del coeficiente.

| Parámetro | Coeficiente | Error Standard | Estadístico-t |
|---|---|---|---|
| Constante | 9.0192 | 17.5185 | 0.5148 |
| Backscattering | 1.9979 | 0.5350 | **3.7340** |
| NDVI | 5.6040 | 6.3241 | 0.8861 |
| Precipitación | 4.4778 | 1.4861 | **3.013** |
| Delta temperatura | -4.5348 | 0.7219 | -6.2811 |
| Humedad relativa del aire | 0.5558 | 0.2449 | **2.2689** |

Tabla 2: Análisis de las variables

El estadístico selecciona Backscattering, Precipitación y Humedad Relativa del Aire, como las variables que tienen mayor aporte en la variabilidad de la HS.
El movimiento del agua en el sistema suelo - planta - atmósfera ocurre de manera espontánea por gradientes de energía libre, desde regiones donde el agua es abundante y con mucha energía libre por unidad de volumen, a zonas donde la energía libre del agua es baja. Usualmente los flujos de calor latente y sensible son los que expresan dichos gradientes.
La variabilidad de HR del aire es dependiente de la tasa de flujo de agua entre el suelo y la atmósfera y por lo tanto del calor latente. De esta manera se relaciona la HS con la pérdida vertical de agua debida a la Evapotranspiración (ET) y se explica por qué el método seleccionó esta variable. Similarmente el flujo de calor sensible depende de ΔT.

## 4.2. Análisis de la multicolinealidad

Una vez establecidas las variables a ser utilizadas como entrada al modelo, se continuó con el análisis de la multicolinealidad de dichas variables. El factor FIV (ecuación 8) se calculó a partir de las siguientes combinaciones de las variables de entrada:

$$\begin{aligned} \sigma &= \beta_0 + \beta_1 * PP + \beta_2 * HR \\ PP &= \beta_0 + \beta_1 * \sigma + \beta_2 * HR \\ HR &= \beta_0 + \beta_1 * \sigma + \beta_2 * PP \end{aligned} \qquad (11)$$

En la tabla 3, se presentan los valores de tolerancia y FIV obtenidos para cada uno los casos propuestos anteriormente. Los valores resaltados indicarían la existencia de multicolinealidad baja. Haciendo un análisis de los datos, se observa que la PP presenta un alto porcentaje de valores nulos (60% aproximadamente) y por esta razón se explicaría valores de FIV distintos de 1.

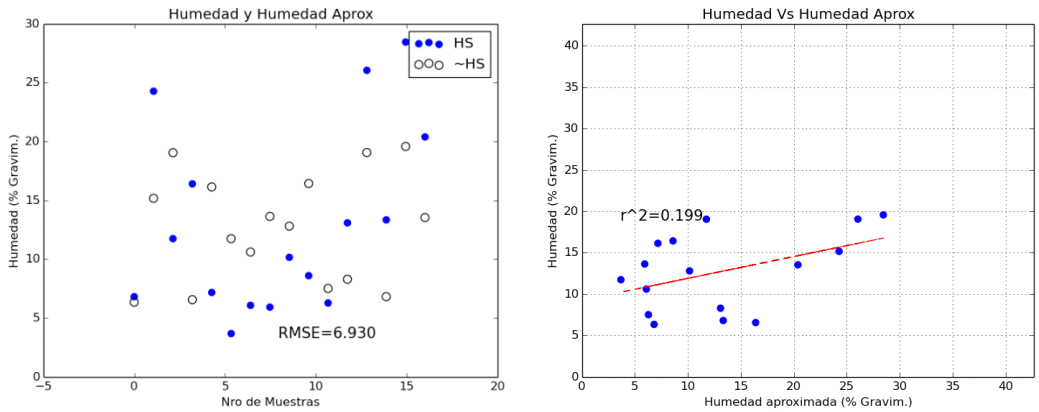
| | $R^2$ | Tolerancia | FIV |
|---|---|---|---|
| Backscattering | 0.0448 | 0.9551 | 1.0469 |
| Precipitación | 0.6944 | 0.3055 | 3.2730 |
| Humedad relativa del Aire | 0.6869 | 0.3130 | 3.1944 |

Tabla 3: Combinación de las variables

## 4.3. Prueba del método

Una vez establecido el modelo RLM, se tomó el 75% de los datos para calcular los coeficientes de la regresión y el 25% restante de los datos para realizar la aproximación de la variable HS.

En la primer prueba, se utilizó como entrada los valores de σ obteniendo un RMSE en la aproximación igual a 6.930 (Fig. 2a) y una correlación ($r^2$) igual a 0.199 (Fig. 2b). Presentando un CDM ($R^2$) igual a 0.1768.

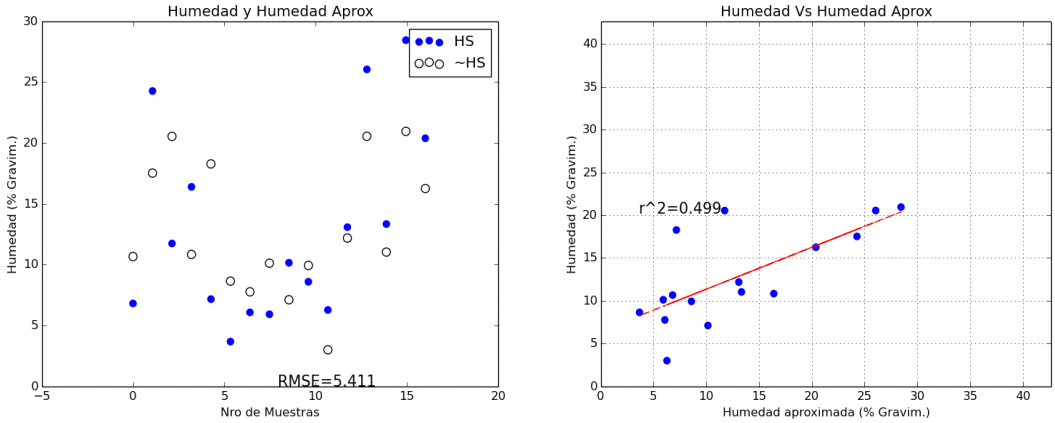



(a) RMSE (b) Correlación

Figura 2: Modelo RLM con Backscattering

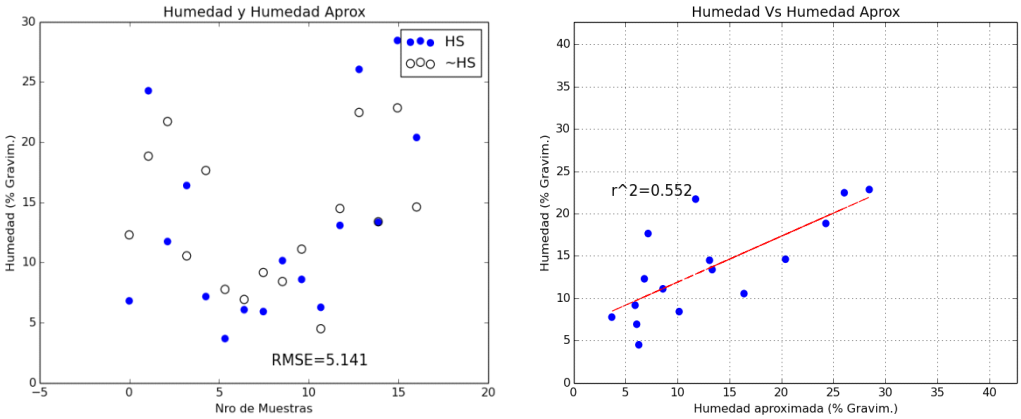
En la segunda prueba, se agregó la variable PP con estas dos variables se redujo el error a RMSE = 5.411 (Fig. 3a) y la correlación obtenida fue $r^2$= 0.499 (Fig. 3b). Con un $R^2$ igual a 0.4981.

Por último, se utilizó como tercer variable la HR. Obteniendo los siguientes resultados: RMSE = 5.141, $r^2$= 0.552 y un $R^2$ igual a 0.5469 (Fig. 4a y 4b).




(a) RMSE (b) Correlación

Figura 3: Modelo RLM con Backscattering + Precipitación




(a) RMSE (b) Correlación

Figura 4: Modelo RLM Backscattering + Precipitación + Humedad relativa del aire

Utilizando HR el RMSE se reduce y además el CDM mejora considerablemente

## 1. CONCLUSIONES

En este trabajo se presentaron resultados preliminares de la aplicación del método de regresión lineal múltiple utilizando como variables de entrada imágenes TerraSAR-X y datos de campo en una región de llanura donde los movimientos predominantes del agua son verticales. Tradicionalmente el Backscattering de una imagen SAR se relaciona con las variables que lo afectan, no con las variables que afectan la HS.

La selección de las variables de entrada, se considera un paso fundamental en la aplicación del método. Los resultados obtenidos mostraron que la selección y combinación de dichas variables es muy importante para obtener un modelo robusto. Esto sugiere que numerosas variables de campo no necesariamente garantizan una buena aproximación de la HS. En este punto el estudio de la colinealidad a través de métodos estadísticos objetivos es fundamental. En este trabajo utilizamos el estadístico-t (Downing y Clark, 1997) y el factor de inflación de la varianza por ser los más utilizados (Harrel, 2001; Fox, 2002).

que las fechas de muestreo estén dentro del periodo que cambia el NDVI. Por otra parte, los datos fueron observados en parcelas sin vegetación activa aunque se observaron rastrojos de diferentes cultivos. Este punto en particular amerita un análisis más profundo de las características de los rastrojos en relación con el NDVI y de la representatividad de dicho índice en la HS.

La variable $\Delta T$ no fue seleccionada por el estadístico en el conjunto de entrada, aunque la relación física entre la Ts y HS está ampliamente demostrada. Se destaca que el método selecciona las variables que están relacionadas en la pérdida por ET. Si bien, los resultados son preliminares, el método de selección de variables independientes representa un proceso importante.

Estas estimaciones preliminares nos permiten especular sobre la bondad del método utilizado ya que los datos de precipitación, principal fuente de ingreso de agua, no representan la variabilidad de la zona en estudio. La escasa información sobre la precipitación que existe en esta zona de estudio no explica la variabilidad de ingreso de humedad al perfil del suelo. Esto hace suponer que una mejor distribución espacial de la precipitación mejoraría significativamente los resultados, así como también un mejor índice de verdor.

## BIBLIOGRAFIA


Ahmad, S., Kalra A., Stephen, H., 2010. Estimating soil moisture using remote sensing data: A machine learning approach. Advances in Water Resources, 33, 69-80.

Angiulli, C., Notarnicola, M., Posa, F., 2008. Soil moisture retrieval from remotely sensed data: Neural network approach versus Bayesian method. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 46 (2), 574-557.

Baghdadi, N., Zribi, M., Loumagne, C., Ansart, P., Anguela, T., 2008. Analysis of Terra-SAR-X data and their sensitivity to soil surface parameters over bare agricultural fields. Remote Sensing of Environment, 112, 4370-4379.

Barton, I., 1979. A parameterization of the evaporation from nonsatured surfaces. Journal of Applied Meteorology. 18, 43-47.

Basit, A., Grody, N., Peterson, T., Williams C., 1998. Using the special sensor Microwave/Imager to monitor land surface temperature, wetness and snow cover. Journal of Applied Meteorology, 37, 888-911.

Brocca, L., Morbidelli, R., Melone, F., Moramarco, T., 2007. Soil moisture spatial variability in experimental areas of central Italy. J Hydrol, 73, 333-356.

Brogioni M., Rodríguez L., Graciani S., Fontanelli G., Muller C. y Paloscia S., 2014. Aplicación de red neuronal artificial sobre imágenes SAR para determinar la humedad del suelo. Congreso Internacional de Hidrología de Llanuras. Universidad Nacional del Litoral.

Burt, T., Butcher, D., 1985. Topographic controls of soil moisture distributions. J Soil Sci, 86, 36-469.

Chang, D., Islam, S., 2000. Estimation of Soil Physical Properties Using Remote Sensing and Artificial Neuronal Network. Remote Sensing of Environment, 74, 534-544.

Cohen, J.; Cohen, P.; West, S.; Aiken, L., 2003. Applied Multiple Regression/Correlation Analysis for the Behavioral Sciences. Third edition. Lawrence Erlbaum Associates, Inc., Publishers, Mahwah, NJ, USA.

Del Frate, F., Ferrazzoli, P., Schiavon, G., 2003. Retrieving soil moisture and agricultural variables by microwave radiometry using neuronal networks. Remote Sensing of Environment, 84, 174-183.

Downing, D.; Clark J., 1997. Statistics the Easy Way. Third edition. Barron's E-Z. Barron's educational series. Easy Way Series, Inc., Hauppauge, New York, U.S.

Engman, E., 1995. Status of Microwave Soil Moisture Measurements with Remote Sensing. Remote Sens. Environ, 51, 189-198.

Fox, J., 2002. An R and S-PLUS Companion to Applied Regression. SAGE Publications. Inc. Thousand Oaks, CA, USA.

Glantz, S.; Slinker, B., 1990. Primer of Applied Regression and Analysis of Variance. The McGraw-Hill Companies, Inc., New York, NY, USA.

Grant, J., Wigneron, J., Van de Griend, A., Schmidl Søbjærg, S., Skou, N., Balling, J., 2007. Bray-2004 L-band radiometric field experiment in the Les Landes forest: microwave signal behaviour for varying conditions of ground moisture. Remote Sensing of Environment, 107, 639?655

Grayson, R., Western, A., Chiew, F., Bloschl, G., 1997. Preferred states in spatial soil

moisture patterns: local and nonlocal controls. Water Resour Res, 908, 33-2897.
Harrell, F., 2001. Regression Modeling Strategies: With Applications to Linear Models, Logistic Regression, and Survival Analysis. Springer Series in Statistics. Springer-Verlag New York, Inc., New York, NY, USA.
Kseneman, M., Gleich, D., Potocnik, B., 2012. Soil-moisture estimation from TerraSAR-X data using neural networks. Machine Vision and Applications, 23, 937-952.
Martínez Garcia, G., Pachepsky, Y., Vareecken, H., 2014. Effect of soil hydraulic properties on the relationship between the spatial mean and vartiability of soil moisture. J Hydrol, 60, 516-154.
Montgomery, D.; Peck, E., 1992. Introduction to Linear Regression. Analysis. Second edition. A Wiley-Interscience Publication. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics: Applied Probability and Statistics Section. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA.
Narayan, U., Njoku, V., 2004. Retrieval of soil moisture from passive and active L/S band sensor (PALS) observations during the Soil Moisture Experiment in 2002 (SMEX02). Remote Sensing of Environment, 92, 483-496.
Parton, W., 1984. Predicting soil temperatures in shortgrass steppe. SoilSci. 138, 93-101.
Paloscia, S., Pampoloni, P., Pettinato, S., Santi, E., 2008. A Comparison of Algorithms for Retrieving Soil Moisture from ENVISAT/ASAR Images. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 46 (10), 3274-3284.
Paloscia, S., Pampoloni, P., Pettinato, S., Santi, E., 2010. Generation of soil moisture maps from ENVISAT/ASAR images in mountainous areas: a case study. International Journal of Remote Sensing, 31 (9), 2265–2276.
Pasolli, L., Notarnicola, C., Bruzzone, L., Bertoldi, G., Della Chiesa, S., Hell, V., Niedrist, G., Tappeiner, U., Zebisch, M., Del Frate, F., VaglioLaurin, G., 2011. Estimation of Soil Moisture in an Alpine Catchment with RADARSAT2 Images. Hindawi Publishing Corporation Applied and Environmental Soil Science, 2011, 12.
Pasolli, L., 2012. Multi-Objective Parameter Optimization in Support Vector Regression: General Formulation and Application to the Retrieval of Soil Moisture From Remote Sensing Data. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 5 (5), 1495-1508.
Pellarin, T., Calvet, J., Wigneron, J., 2003. Surface Soil Moisture Retrieval From L-Band Radiometry: A Global Regression Study. IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 41 (9), 2037-2051.
Puri, S., Stephen, H., Ahmad, S., 2011. Relating TRMM precipitation radar land surface backscatter response to soil moisture in the Southern United States. Journal of Hydrology, 402, 115-125.
Qiu, Y., Fu, B., Wang, J., Chen, L., Meng, Q., Zhang, Y., 2010. Spatial prediction of soil moisture content using multiple-linear regressions in a gully catchment of Loess Plateau, China. Journal of Arid Environments, 74, 208-220.
Ranney, K., Niemann, J., Lehman, B., Green, T., Jones, A., 2015. A method to downscale soil moisture to fine resolutions using topographic, vegetation, and soil data. Advances in Water Resources, 76, 81-96.
Rodríguez L., Broggioni M., Graciani S., Monella S., y Paloscia S., 2013. Uso de imágenes SAR Cosmo-Skymed para la determinación de humedad del suelo. XVI SimposioBrasilero de Sensoramiento Remoto. 15-18 abril, 2013. Foz do Iguazú, Brasil.
Takagi, K., Lin, H., 2011. Temporal dynamics of soil moisture spatial variability in the shale hills critical zone observatory. Vadose Zone J, 42, 10-832.
Western, A., Grayson, R., Bloschl, G, Willgoose, G., McMahon, T., 1999. Observed spatial organization of soil moisture and its relation to terrain indices. Water Resour Res, 35, 797-810.
Zhu, Q., Lin, H., 2011. Influences of soil, terrain, and crop growth on soil moisture variation from transect to farm scales. Geoderma, 54, 163-45.

# DETERMINACIÓN DE SUPERFICIE CULTIVADA CON ARROZ A PARTIR DE IMÁGENES LANDSAT-8 Y ESTIMACIÓN DE SU BIOMASA RESIDUAL CON FINES ENERGÉTICOS

**Di Leo, Néstor (1), Paracca, Juan Ignacio (2), Barasch, Yamila (1), Parodi, Guillermo (1), Denaday, Francisco (1)**

(1) UTF/ARG/020/ARG - Proyecto para la promoción de la energía derivada de biomasa – PROBIOMASA, nestordileo@yahoo.com.ar

(2) PROBIOMASA - Secretaría de Energía de la Nación

**RESUMEN**

En este trabajo se integran herramientas de teledetección y modelización espacial para la determinación de superficie cultivada con arroz, junto con la estimación de la cantidad potencial de biomasa remanente que puede emplearse como recurso bioenergético. Esto se logra a partir de índices espectrales multitemporales (NDVI, EVI y LSWI) obtenidos de imágenes Landsat 8, sensor OLI, en un modelo de análisis espacial implementado en el entorno de Dinamica-EGO. Este software presenta adecuadas condiciones de flexibilidad, contiene a la mayoría de los operadores de un SIG y permite el desarrollo de modelos sofisticados. En la evaluación bioenergética se considera que el cultivo de arroz posee un índice de cosecha del 50%, con lo cual el residuo agrícola de cosecha (RAC) es similar a la masa de arroz-cáscara obtenida; de este valor se considera un 45% aprovechable para fines energéticos. Las parcelas cultivadas con arroz se caracterizan por un periodo inicial en condiciones de secano que acompaña a la siembra; luego de la emergencia (que se extiende desde principios de agosto a fines de noviembre), se procede a la inundación de los predios por lo que el componente reflectivo del agua prevalece; finalmente el canopeo vegetal va incrementado su índice de área foliar y con ello su respuesta espectral va eclipsando a la del agua. La detección de la condición superficial del segundo y tercer estadio del cultivo hace posible la determinación de la superficie ocupada por éste, ya que su comportamiento espectral difiere fuertemente de otros tipos de uso del suelo; pero este doble análisis debe ser repetido a efectos de cubrir el amplio espacio temporal de siembra y emergencia del cultivo de arroz. Para los pares de fechas de captura de imágenes disponibles, en la primera se verifica que el LSWI sea superior tanto al EVI como al NDVI más un 5%. En los píxeles que cumplen dicha condición se verifica que el EVI de la segunda fecha supere al 65% del máximo verificado. Esta segunda fecha debe ser como mínimo posterior en 40 días a la primera. Este modelo fue testeado en la zona arrocera correspondiente a la costa del río Uruguay en la provincia de Corrientes (departamentos Paso de los Libres, Alvear, San Martín y Santo Tomé); las imágenes OLI (path 225) fueron: 17/11/2014 y 19/12/2014 (primeras fechas), y 21/02/2015 y 09/03/2015 (segundas fechas). La evaluación de la precisión en la identificación de diferentes parcelas cultivadas con arroz ha sido variable, pero siempre superior al 85%, parámetro aceptable desde el punto de vista de la precisión requerida en la percepción remota de los usos del suelo a la escala permitida por la resolución espacial de las imágenes OLI. La superficie sembrada en la zona arrocera evaluada arrojó un total de 19.471 hectáreas; este resultado es consistente con las estadísticas provinciales para la campaña que acaba de finalizar. Considerando un rendimiento promedio de 7 $Mg*ha^{-1}$, la oferta potencial de biomasa aprovechable con fines energéticos ascendería a más de 61.000 Mg en la zona evaluada.

Palabras Clave: arroz, superficie cultivada, Dinamica-EGO, EVI, LSWI, biomasa con fines energéticos


## ABSTRACT

In this work, remote sensing tools and spatial modelling for determining rice area are integrated together with the estimation of the potential amount of remaining biomass that can be used as bioenergy resource. This is achieved from multi-temporal spectral indices (EVI and LSWI) images obtained from Landsat 8, OLI sensor in a spatial analysis model implemented in Dinamica-EGO. This software presents adequate conditions of flexibility, contains most of the operators of a GIS and enables the development of sophisticated models. In bioenergetics evaluation it considers the rice crop has a harvest index of about 50%, whereby agricultural crop residue (RAC) is similar to the mass of paddy rice obtained; of this value is considered only 45% as usable for energy purposes. The plots cultivated with rice are characterized by an initial period in dry conditions accompanying the seed; after emergence (which runs from early August to late November), it proceed to the flooding of fields so the reflective component of water prevails; plant canopy is finally increased their leaf area index and thus it spectral response is eclipsing that of water. Detecting the surface condition of the second and third stage of cultivation makes it possible to determine the area occupied by rice crop, as their spectral behaviour differs strongly from other types of land use; but this double analysis must be repeated in order to cover the wide temporary space planting and emergence of rice cultivation. For the pairs of dates imaging available, in the first must be verified that the LSWI exceeds both the EVI and NDVI plus 5%. In the pixels that have met this condition is verified that the EVI of the second date exceed 65% of the maximum verified. This date must be at least 40 days subsequent to the first. This model was tested in the corresponding rice zone of the coast of Uruguay River in the province of Corrientes (Paso de los Libres, Alvear, San Martin and Santo Tomé departments); the OLI (path 225) images were 17/11/2014 and 19/12/2014 (first date), and 2/21/2015 and 09/03/2015 (second date). The evaluation of the accuracy in identifying different plots cultivated with rice has been variable, but always above 85%, acceptable parameter taking into account the precision required in the remote sensing of land uses, that are enabled by the scale and the spatial resolution of the OLI images. The area planted in the rice area evaluated showed a total of 19,471 hectares; this result is consistent with provincial statistics for the campaign just ended. Considering an average yields of 7 $Mg*ha^{-1}$, the potential supply of usable biomass for energy purposes would be up to 61,000 Mg in the study area.


Key words: rice acreage, Dynamic-EGO, EVI, LSWI, biomass for energy purposes

## INTRODUCCIÓN

El arroz es uno de los cultivos que constituye un alimento clave para casi la mitad de la población del mundo (Khush, 2005), representando más del 11% de la superficie mundial de tierras cultivadas (Maclean et al., 2002). Los principales países productores de arroz de Asia representan más de la mitad de la población del mundo y el arroz representa más del 35% de su ingesta diaria de calorías, superando los 100 $kg*habitante^{-1}*año^{-1}$ de consumo en la mayoría de estos países. A nivel sudamericano, Brasil se destaca con un consumo de 35 $kg*habitante^{-1}*año^{-1}$, mientras que en Argentina alcanza los 6 $kg*habitante^{-1}*año^{-1}$ (FAO, 2004). La superficie sembrada con arroz a nivel nacional alcanza las 233.600 ha, siendo las principales provincias productoras Corrientes, Entre Ríos, Santa Fe, Formosa y Chaco (ACPA y BOLSACER, 2015).Tanto la cuantificación como el mapeo del cultivo de arroz en forma oportuna y eficiente es muy importante para el monitoreo de la sostenibilidad agrícola y ambiental, la seguridad alimentaria y del agua, y las emisiones de gases de efecto invernadero. Debido a que el arroz mayormente se cultiva en suelos inundados (por regadío a partir de acuíferos o de aguas superficiales), la gestión de los recursos hídricos es un aspecto asociado de suma importancia (Xiao et al., 2006).

El riego destinado a la agricultura representa más del 80% de las extracciones de agua dulce en nuestra área de estudio de Asia, con varios de los países que informan sobre el 95% del agua dulce utilizada para el riego (FAOSTAT, 2001). Estos altos niveles de riego también plantean preocupaciones acerca del mantenimiento del suministro, y en cuanto a ciertos riesgos de contaminación de aguas superficiales y subsuperficiales vinculado a determinadas prácticas de manejo del cultivo. Además, las parcelas de arroz inundadas estacionalmente son una fuente importante de gases de efecto invernadero del metano (Denier van der Gon, 2000; Li et al., 2002), lo

que contribuye más del 10% del flujo total de metano a la atmósfera (Prather y Ehhalt, 2001), lo que puede tener efectos sustanciales sobre la química atmosférica y el clima. Estudios de campo han demostrado que la gestión hídrica puede tener una influencia significativa en las emisiones totales de metano durante una temporada de cultivo (Wassmann et al., 2000), por lo que el monitoreo y control de los recursos hídricos empleados en el cultivo de arroz se ha convertido en un objetivo para la mitigación de gases de efecto invernadero (Wassmann et al, 2000; Li et al, 2005), así como en la gestión integral de áreas rurales (Peña-Barragán et al., 2008).

A nivel mundial, las bases de datos espaciales acerca del cultivo de arroz revisten interés en estudios de mercado, de seguridad/soberanía alimentaria, agroclimáticos y de emisiones de gases (Leff et al. 2004). En América del Sur, los antecedentes bibliográficos se hallan en gran cuantía (Eva et al., 2004; Camargo Arce et al., 2005; D'arco et al., 2005; Gimenez et al., 2011; ACPA y BOLSACER, 2015).

Por otra parte, el avance en las técnicas de sensoramiento remoto en términos de resoluciones espaciales, temporales, espectrales y radiométricas, conduce a un proceso de investigación más más específico e intenso sobre la clasificación y discriminación de cultivos (Van Niel et al., 2004), el monitoreo del estado de los cultivos y su rendimiento físico (Panda et al, 2010; Bolton et al, 2013), la agricultura de precisión (Moran et al., 1997; Seelan et al, 2003), estimación de superficie sembrada (Gallego et al, 2014), y la cartografía de cobertura de residuos de cultivos (Bannari et al, 2006). En cultivos de ciclo anual puede relacionarse el crecimiento y desarrollo vegetativo con la variación de la respuesta espectral a lo largo del tiempo, medida por índices de vegetación como el NDVI, entro otros (Beck et al., 2006; Mosleh et al., 2015).

Desde hace varias décadas, los residuos agroindustriales han sido un foco de atención para varios investigadores a nivel mundial, debido a que parte de sus constituyentes pueden ser materia prima para generar diversos productos de interés (Saval, 2012). El residuo agrícola de cosecha (RAC) del cultivo de arroz puede ser empleado en la producción de energéticos como bioetanol (Saval, 2012), biohidrógeno (Chang et al., 2011) u otros a través de diversos esquemas tecnológicos (Menéndez y Hilbert, 2013). En este sentido, la sustentabilidad agroecosistémica debe ser especialmente cuidada, ya que la extracción de los residuos para fines energéticos tendría consecuencias riesgosas, principalmente sobre la conservación de los suelos y la estabilidad de los sistemas de producción (Montico y Di Leo, 2009).

Por otra parte, Dinamica-EGO (Soares-Filho et al., 2002; Soares-Filho et al., 2009), es un software que facilita el diseño de diferentes tipos de modelos de análisis espacial, tanto de tipo dinámicos como estáticos. Su desarrollo está objetivado hacia la construcción de modelos proyectivos vinculados a la evaluación y monitoreo de los cambios en los usos/coberturas de suelo, mediante el empleo de algoritmos de autómatas celulares y de pesos de evidencia de distintas variables biofísicas y socioeconómicas de los factores causales de la transformación de las coberturas y el uso del suelo (Aguilera, 2006, Mas et al., 2010). Además de lo anterior, presenta adecuadas potencialidades y condiciones de facilidad operativa para la implementación de modelos de análisis espacial de variado tipo (Teixeira et al., 2009; Young, 2013)

El objetivo de este trabajo es integrar herramientas de teledetección y modelización espacial para la determinación de superficie cultivada con arroz, junto con la estimación de la cantidad potencial de biomasa remanente que podría emplearse como recurso bioenergético, a partir de índices espectrales multitemporales (NDVI, EVI y LSWI) obtenidos de imágenes Landsat 8, sensor OLI, en un modelo de análisis espacial implementado en el entorno de Dinamica-EGO.

## MATERIALES Y MÉTODOS

El área en estudio comprendió a la zona arrocera correspondiente a la costa del río Uruguay, en la provincia de Corrientes. Ésta abarca a los departamentos Paso de los Libres, Alvear, San Martín y Santo Tomé (Figura 1).

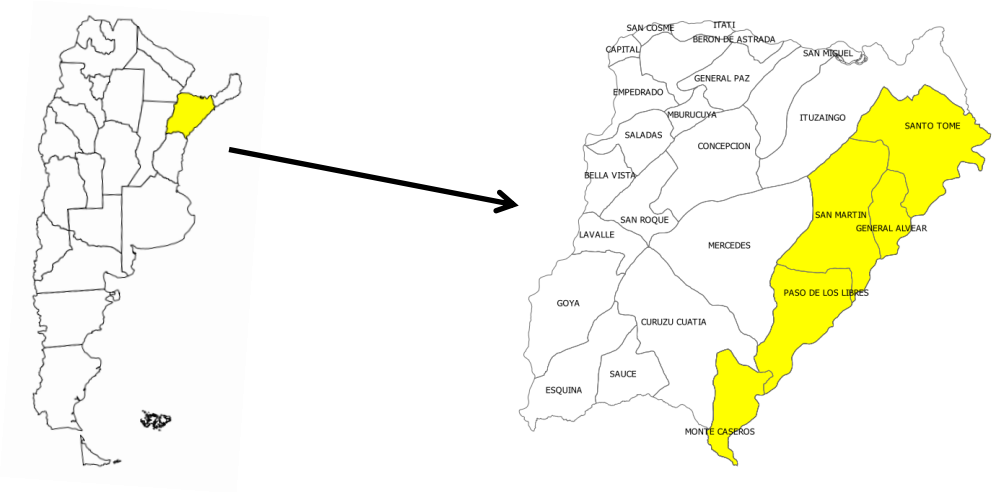



**Figura 1:** Área de estudio en la provincia de Corrientes, Argentina

La característica física distintiva de los campos cultivados con arroz es que esta especie prefiere suelos inundados. La dinámica temporal de las parcelas cultivadas con arroz se puede caracterizar por tres períodos principales (Figura 2): (1) el período que comprende la siembra, emergencia e inundación inicial de la parcela; (2) el período de crecimiento (etapas de crecimiento vegetativo, reproductivo y maduración); y (3) el período de barbecho después de la cosecha (Kraemer et al., 2008; Mosleh et al., 2015). Durante el período inicial (etapa vegetativa) pero luego de la primera inundación, la superficie de una parcela arrocera es una mezcla de agua superficial y plantas verdes de arroz de escaso porte. La profundidad de la lámina de inundación va de 4 a 10 cm en esta etapa. Aproximadamente de 50 a 60 días después de la primera inundación, el cultivo ya cubre la mayor parte de la superficie (Terenzio y Kurtz, 2008). A mediados del período de maduración se interrumpe el suministro de agua de riego, desde este momento y hasta la cosecha, se verifica una disminución de la humedad tisular en tallos y hojas, y una disminución del número de éstas.

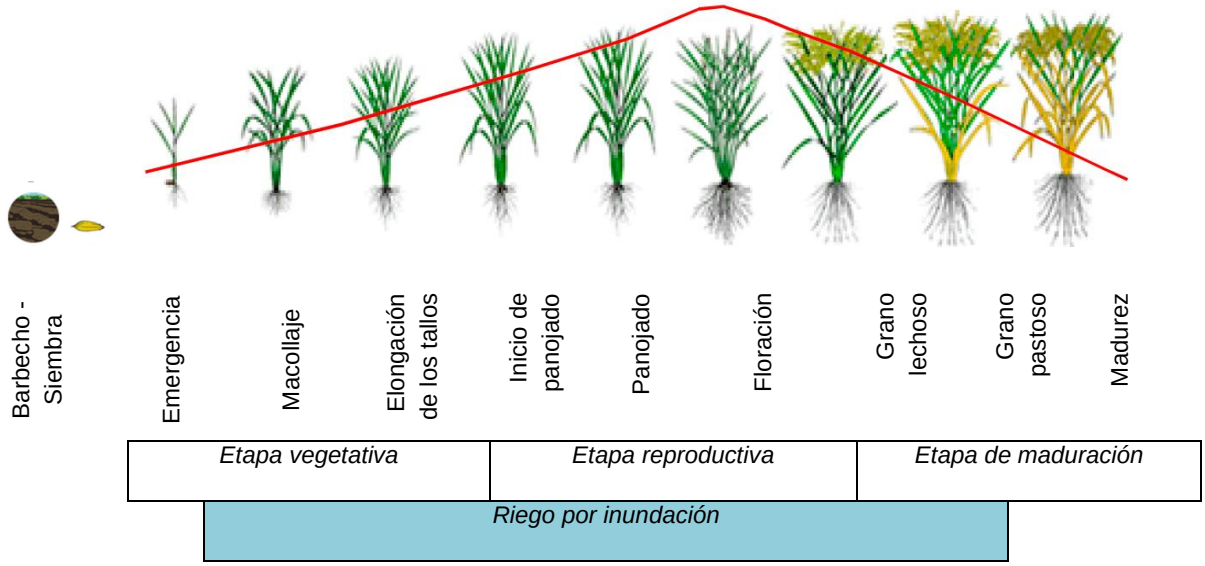



**Figura 2:** Etapas de crecimiento del cultivo de arroz, junto con la evolución de las condiciones de "verdor" asociadas (Mosleh et al., 2015). La curva roja muestra la dinámica temporal típica de los índices espectrales basados en la relación entre infrarrojo cercano y rojo (i.e.: NDVI).

A las particularidades antes enunciadas se suma que el período de siembra del cultivo de arroz en el área de estudio es bastante extenso, ya que se realiza desde fines de agosto y hasta los primeros días de diciembre; no obstante se verifica que para mediados de noviembre más del 90% de la superficie total ya se halla emergida y en condiciones de ser inundada (ACPR, 2015). Esta dinámica temporal implica un gran desafío para el análisis mediante técnicas de teledetección en áreas extensas (Xiao et al., 2005): Así, la detección de la condición superficial del segundo y tercer estadio del cultivo hace posible la determinación de la superficie ocupada por éste, ya que su comportamiento espectral difiere fuertemente de otros tipos de uso del suelo; pero este doble análisis debe ser repetido a efectos de cubrir el amplio espacio temporal de siembra y emergencia del cultivo de arroz.

La posibilidad de uso de imágenes Landsat, con 30 metros de tamaño de pixel, posibilita la realización de relevamientos de área sembrada con arroz a una muy adecuada escala espacial, aunque la revisita de 16 días puede implicar limitaciones en cuanto al seguimiento de esquemas fenológicos dinámicos (Brown et al., 2006; Wardlow y Egbert, 2008). El sensor multiespectral Operational Land Imager (OLI), a bordo del Landsat 8 y con 7 bandas espectrales desde el visible hasta el infrarrojo medio, posibilita el desarrollo de varios índices espectrales que resultan útiles a efectos de resaltar aspectos vinculados a la dinámica temporal de las coberturas terrestres, entre ellas los cultivos como el arroz.

Para identificar los cambios en la mezcla espectral del agua superficial y la vegetación verde en las parcelas cultivadas con arroz de arroz en el tiempo, se hace necesario el uso de bandas espectrales o índices espectrales que sean sensibles a ambas condiciones de cobertura del suelo. En el algoritmo propuesto, se emplean tres índices espectrales en las imágenes Landsat 8 – OLI consideradas en el análisis. Estos índices son el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI – Rouse et al., 1973), el Índice de Vegetación Mejorado (EVI – Huete et al., 2002) y el Índice de Agua Superficial (LSWI – Xiao et al., 2005), usando valores de reflectancia superficial en las bandas azul (450 – 510 nm), rojo (640 – 670 nm), NIR (850 – 880 nm), y SWIR (1570 – 1650 nm), a partir de imágenes Landsat 8 - OLI:

$$NDVI = \frac{\rho NIR - \rho Red}{\rho NIR + \rho Red} \quad (1)$$

$$LWSI = \frac{\rho NIR - \rho SWIR}{\rho NIR + \rho SWIR} \quad (2)$$

$$EVI = 2.5 \times \frac{\rho NIR - \rho Red}{\rho NIR + 6 \times \rho Red - 7.5 \times \rho Blue + 1} \quad (3)$$

Es ampliamente reconocido que el NDVI está estrechamente correlacionado con el índice de área foliar (IAF) de las parcelas cultivadas con arroz (Xiao et al., 2002c). La banda azul es sensible a las condiciones atmosféricas y se incluye con finalidad correctiva, así el EVI ajusta directamente la reflectancia en la banda roja como una función de la reflectancia en la banda azul, y sirve para mitigar la contaminación residual atmosférica y la reflectancia variable del suelo que subyace al canopeo (Huete et al., 2002, 1997). La banda espectral del infrarrojo medio es sensible al contenido de agua en las hojas y a la humedad del suelo, y se utiliza para desarrollar índices de vegetación más específicos que son sensibles al contenido de agua equivalente (EWT, g H2O / m2), incluyendo al LSWI (Maki et al., 2004; Xiao et al., 2002a, b), que fuera originalmente desarrollado para su uso empleo a partir de imágenes Terra/Aqua MODIS; pero que puede satisfacer similares objetivos usando datos de la serie Landsat (Jackson et al., 2004).

En el entorno del software Dinamica EGO, se desarrolló un algoritmo para identificar y cuantificar las parcelas cultivadas con arroz a través de un análisis de los perfiles temporales de los índices LSWI, NDVI y EVI. Este algoritmo hace hincapié en la gran diferencia espectral entre la etapa de emergencia – inundación temprana del cultivo, y la etapa de activo crecimiento vegetativo avanzado o reproductivo donde el cultivo de arroz cubre totalmente al suelo y al agua. La hipótesis en la que se basa es que se produce una inversión temporal de los índices de vegetación, donde un valor de LSWI cerca o superior a los valores de NDVI o EVI, podría indicar la condición de inundación en parcelas cultivadas con arroz que se hallen en estadios tempranos de su ciclo. Se asume que un

presunto pixel inundado es aquel en que se verifica que el LSWI sea superior tanto al EVI como al NDVI más un 5% (LSWI + 0,05 ≥ EVI, o que el LSWI + 0,05 ≥ NDVI (Xiao et al., 2005; Xiao et al., 2006).

Luego de esta primera separación entre píxeles inundados (presuntamente cultivados con arroz) y píxeles no inundados, se debe chequear si el crecimiento del cultivo de arroz efectivamente ocurre en dichos píxeles, ya que podría tratarse de sectores anegados o humedales no vinculados al cultivo de arroz. Para esto se verifica si en dichos píxeles al valor del EVI aumenta hasta alcanzar al 65% del valor máximo del mismo en una escena Landsat 8 – OLI capturada alrededor de 40 días después que la primera como mínimo. El cultivo de arroz presenta tasas de crecimiento bastante pronunciadas luego de la primera inundación, lo que hace que el LAI normalmente alcance su punto máximo en 2 meses (Xiao et al., 2002c). En el presente estudio se utilizaron las imágenes Landsat 8 - OLI (path 225; rows 079 a 081) capturadas los días 17/11/2014 y 19/12/2014 (primeras fechas), y 21/02/2015 y 09/03/2015 (segundas fechas).

La implementación del algoritmo propuesto en el entorno del software Dinamica EGO se realiza mediante dos modelos. El primero de ellos es el que realiza, para cada escena Landsat 8 – OLI que corresponde al área en estudio, la determinación de las parcelas cultivadas con arroz (Figura 3). El segundo modelo sirve para realizar la agregación del tándem de pares de imágenes evaluado, y el mosaico de las capas de resultado y la extracción de los valores estadísticos de interés para la totalidad del área de estudio (Figura 4).

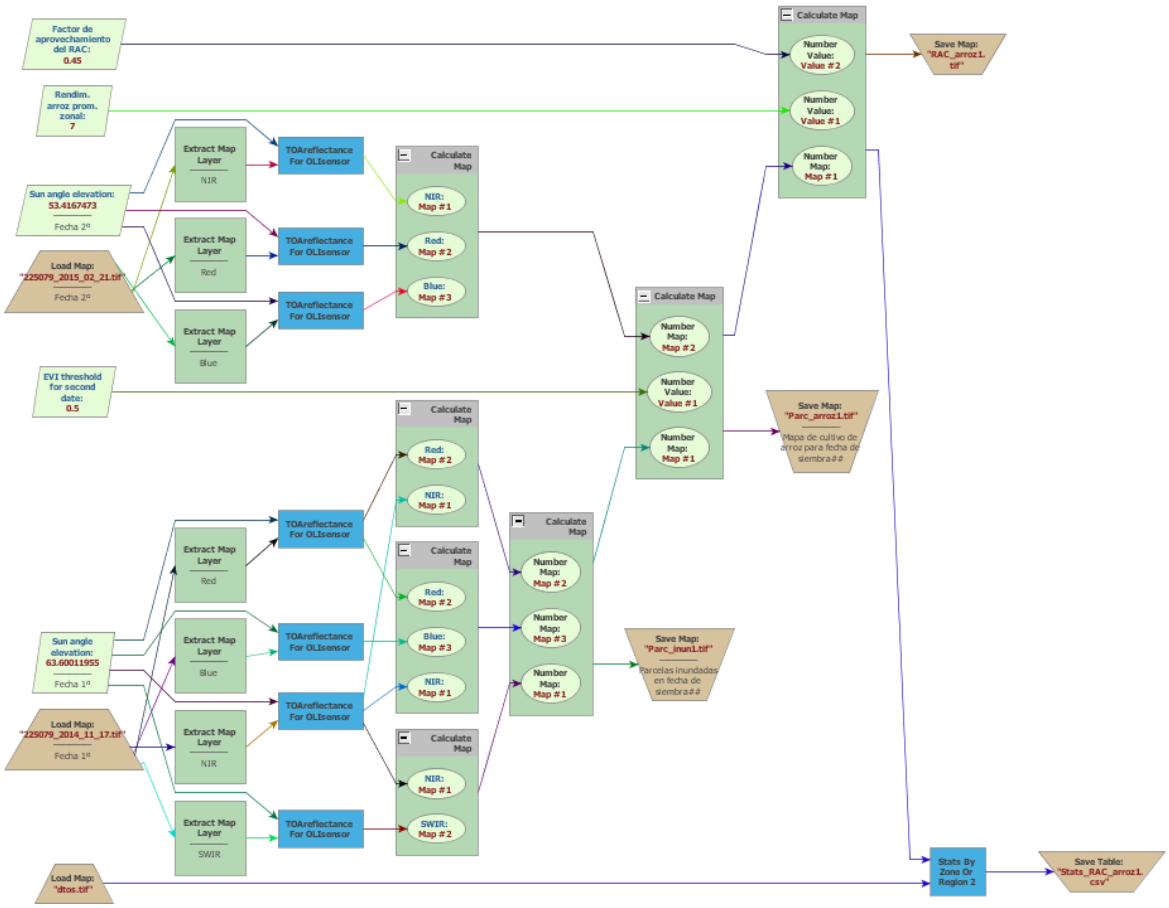



**Figura 3:** Modelo constituido en el entorno de Dinamica-EGO para la determinación de parecelas cultivadas con arroz a partir de cada path/row Landsat 8 – OLI analizado.

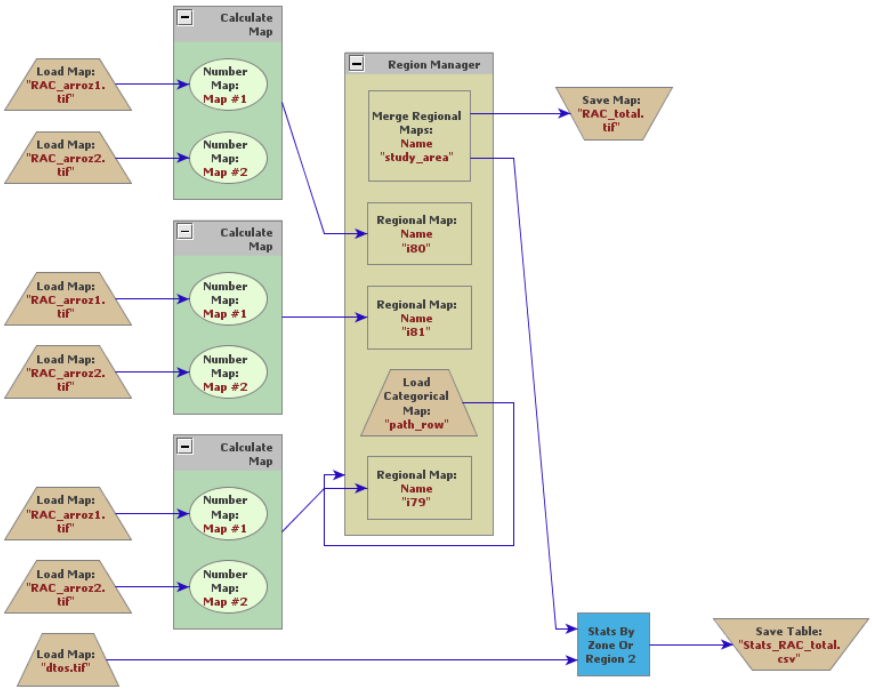



**Figura 4:** Modelo que sirve para la agregación de los resultados parciales y para la constituir el mosaico que cubra a la totalidad del área de estudio.

El primer modelo implica tres etapas de procesamiento de los datos: la primera tiene que ver con la ingestión de las imágenes y su calibración radiométrica. Estas se ingresan en formato GeoTiff, tal cual son obtenidas de los sitios web del USGS (earthexplorer.usgs.gov), para luego ser sometidas a un functor que realiza la corrección radiométrica mediante sustracción del valor mínimo de ND (Chávez, 1988) y posterior conversión a valores de reflectancia (USGS, 2013), para lo cual se debe incluir el valor del ángulo de elevación solar correspondiente a cada escena a procesar. La segunda etapa implica el cálculo de los índices espectrales LSWI, EVI y NDVI para la primera fecha, y EVI para la segunda fecha de captura, junto con la aplicación de la sentencia lógica a efectos de realizar las comparaciones entre los índices de la primera fecha a efectos de la definición de los píxeles inundados, y posterior determinación de las parcelas cultivadas con arroz mediante el análisis del EVI de la segunda fecha de captura. La tercera etapa implica el cálculo de la biomasa potencialmente aprovechable para fines energéticos, a partir de parámetros constantes de RAC aprovechable por Mg de rendimiento de arroz cáscara, y al promedio zonal de este último. En la evaluación bioenergética se considera que el cultivo de arroz posee un índice de cosecha del 50% (Montico y Di Leo, 2009), con lo cual el residuo agrícola de cosecha (RAC) es similar a la masa de arroz-cáscara obtenida (promedio de rendimiento zonal de 7 $Mg*ha^{-1}$); de este valor se considera un 45% aprovechable para fines energéticos (UNPRE, 2008).

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La metodología empleada en el presente trabajo ha demostrado su eficacia en la detección de parcelas cultivadas con arroz en una variedad de regímenes climáticos y de tipos de gestión del agua y del propio cultivo, aun usando datos satelitales de menor resolución espacial (Xiao et al., 2002b, 2005). En el presente estudio, también ha sido capaz de producir resultados satisfactorios empleando imágenes Landsat 8 – OLI. En la figura 5 se muestran las capas resultado producidas por sendos modelos implementados en Dinamica EGO y que comprenden a las capas resultantes de la totalidad de fechas de imágenes analizadas, y para los path/row que cubren el área de estudio convenientemente integradas en un mosaico.

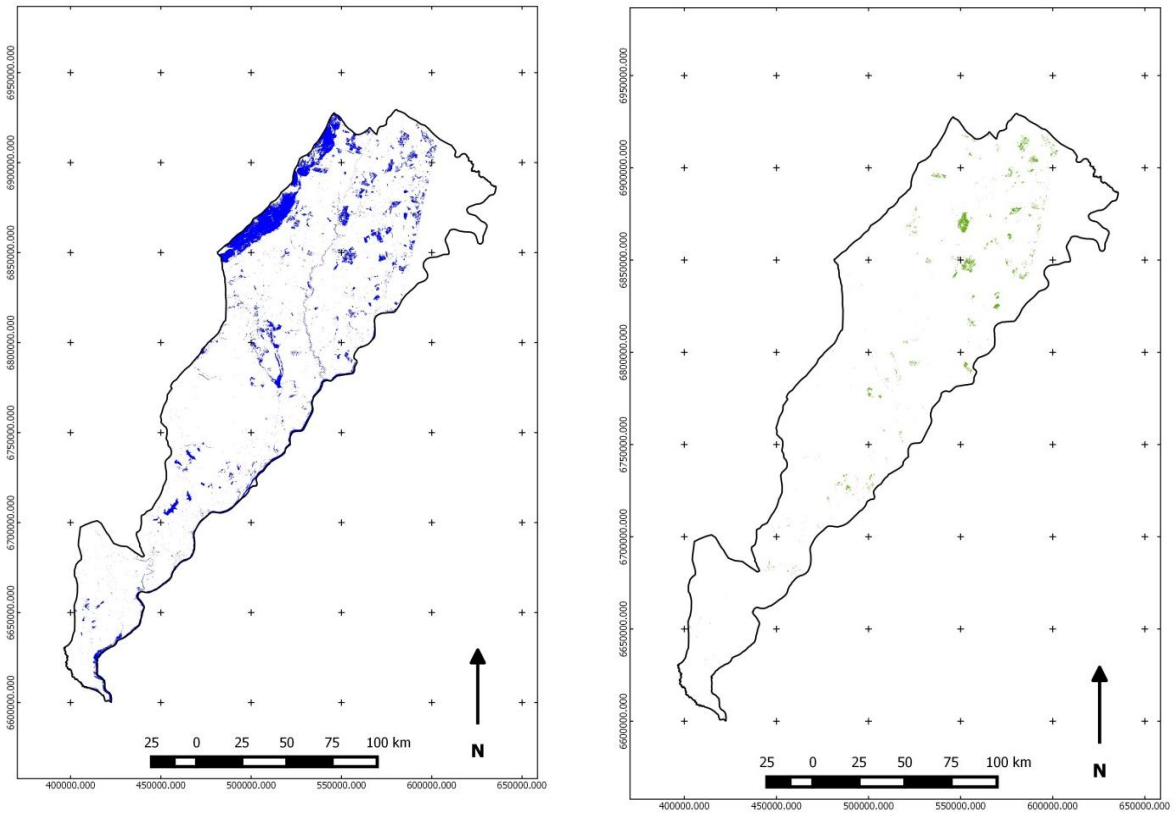



**Figura 5:** Capas resultado obtenidas a partir de la implementación de la metodología descripta: parcelas o zonas inundadas (izquierda) parcelas cultivadas con arroz (derecha)

Por comparación de los polígonos resultantes con imágenes de alta resolución en Google Earth, la evaluación de la precisión en la identificación de diferentes parcelas cultivadas con arroz ha sido variable, pero siempre superior al 85%, parámetro aceptable desde el punto de vista de la precisión requerida en la percepción remota de los usos del suelo a la escala permitida por la resolución espacial de las imágenes Landsat 8 – OLI (Figura 6).

La superficie sembrada en la zona arrocera evaluada arrojó una cifra total de 19.471 hectáreas; este resultado es consistente con las estadísticas provinciales para la campaña 2014/2015.

Considerando un rendimiento promedio de 7 Mg/ha, la oferta potencial de biomasa aprovechable con fines energéticos ascendería a más de 61.000 Mg en la zona de estudio evaluada.

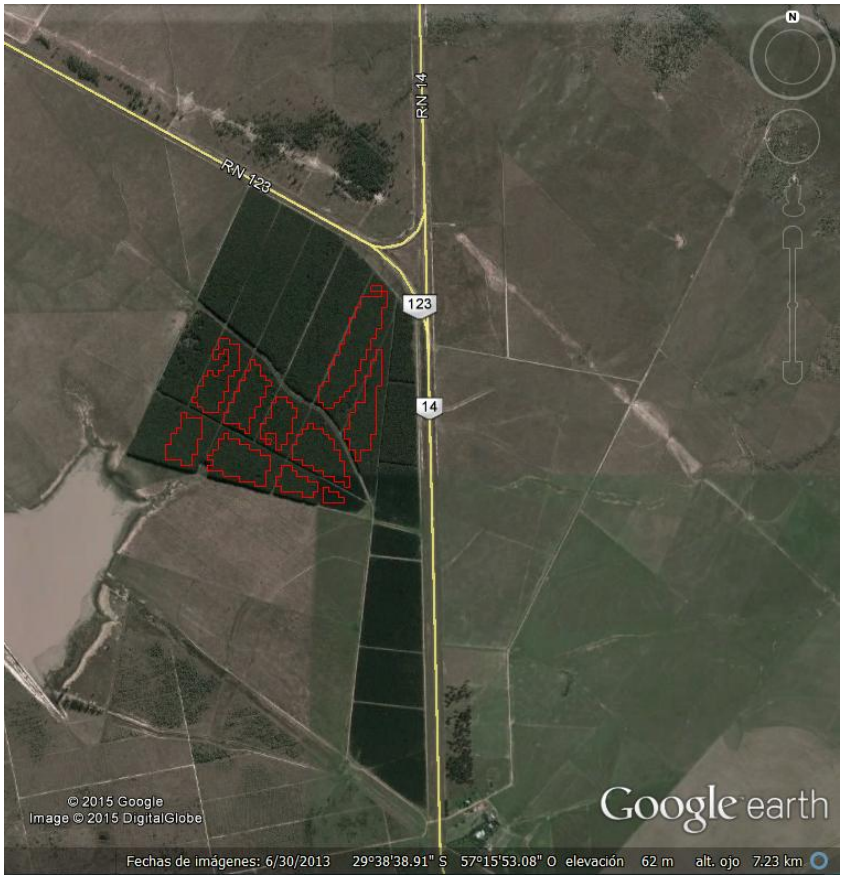



**Figura 6:** Validación geométrica de algunos de los polígonos logrados mediante la metodología propuesta, sobre una imagen de mayor resolución espacial en Google Earth

## CONCLUSIONES

El análisis espacial realizado a partir de imágenes Landsat 8 – OLI, junto con el algoritmo propuesto e implementado en Dinamica-EGO ha permitido realizar la cartografía del cultivo de arroz en el área de estudio, junto con la determinación de la cantidad de biomasa total disponible para ser usada energéticamente. Como es de esperar, permanecen ciertas fuentes de error que son inherentes a los sensores ópticos, como la contaminación nubosa y la limitada resolución temporal. Sin embargo, en el presente estudio los resultados estadísticos y cartográficos fueron similares a los logrados con otras metodologías.

## BIBLIOGRAFÍA

Aguilera, B., 2006. Predicción del crecimiento urbano mediante sistemas de información geográfica y modelos basados en autómatas celulares. GeoFocus, 6: 81-112.

Asociación Correntina de Plantadores de Arroz (ACPA), Bolsa de Cereales de Entre Ríos (BOLSACER) (2015). Informe de campaña 2015: Fin de siembra. Memoria descriptiva del relevamiento arrocero nacional. 8p. Consultado: 01 de junio de 2015. Online: acpaarrozcorrientes.org.ar

Bannari, A., Pacheco, A., Staenz, K., McNairn, H., Omari, K., 2006. Estimating and mapping crop residues cover on agricultural lands using hyperspectral and IKONOS data. Remote Sensing of Environment, 4 (104): 447–459.

Beck, P., Atzberger, C., Høgda, K., Johansen, B., Skidmore, A., 2006. Improved monitoring of vegetation dynamics at very high latitudes: A new method using MODIS NDVI. Remote Sensing of Environment, 100 (3): 321-334.

Bolton, K., Friedl, A., 2013. Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. Agricultural and Forest Meteorology, 15 (173): 74–84.
Brown, M., Pinzon, J, Didan, K., Morisette, J., Tucker, C., 2006. Evaluation of the Consistency of Long-Term NDVI Time Series Derived From AVHRR, SPOT-Vegetation, SeaWiFS, MODIS, and LandSAT ETM+ Sensors." IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 44: 1787-1793.
Camargo Arce, E., Rudorff, B., Sugawara Berka, L., Carrasco Pereyra, P., 2005. Imágenes Landsat y CBERS en la Identificación del Uso del Suelo con Cultivos. En actas: XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto Goiânia, GO, Brasil
Chang, A., Ying-Hsuan, T., Ming-Hsiang, H., Chyi-How, L., Chiu-Yue, L., 2011. Hydrogen production by the anaerobic fermentation from acid hydrolyzed rice straw hydrolysate. International Journal of Hydrogen Energy, 36 (21): 14280-14288.
Chávez, P. S. Jr., 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. Remote Sensing of Environment 24: 459-479.
D'Arco, E., Rizzi, R., Rudorff, B., 2005. Análise de combinações dos índices de vegetação EVI e NDVI derivadas do sensor MODIS para identificação de áreas de arroz irrigado. En actas: XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto Goiânia, GO, Brasil
Denier Van Der Gon, H., 2000). Changes in CH4 emission from rice fields from 1960s to 1990s: 1. Impacts of modern rice technology. Global Biogeochemical Cycles, 1: 61–72.
Eva, H., Belward, A., De Miranda, E., Di Bella, C., Gond, V., Huber, O., et al. 2004. A land cover map of South America. Global Change Biology, 10: 731– 744.
FAOSTAT. 2001. Statistical Database of the Food and Agricultural Organization of the United Nations.
Gallego, J., Kussul, N., Skakun, S., Kravchenko, O., Shelestov, A., Kussul, O., 2014. Efficiency assessment of using satellite data for crop area estimation in Ukraine. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 29: 22–30.
Giménez, A.; Castaño, J.; Olivera, L.; Califra, A.; Petraglia, C.; Baethgen, W., 2011. Análisis de la introducción del cultivo de arroz en la Cuenca del Río Cuareim utilizando un Sistema de Información Geográfica, Imágenes Satelitales y Modelos de Simulación. En actas: XIII Conferencia Iberoamericana en Sistemas de Información Geográfica, Toluca, Estado de México, México
Huete, A., Liu, H., Batchily, K., VanLeeuwen, W., 1997. A comparison of vegetation indices global set of TM images for EOSMODIS. Remote Sensing of Environment, 59: 440–451.
Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E., Gao, X., Ferreira, L., 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. Remote Sensing of Environment 83: 195–213.
Jackson, T., Chen, D., Cosh, M., Li, F., Anderson, M., Walthall, C., Doriaswamy, P., Hunt, E., 2004. Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. Remote Sensing of Environment 92: 475-482.
Khush, G.S., 2005. What it will take to feed 5.0 billion rice consumers in 2030. Plant Molecular Biology, 59: 1–6.
Kraemer, A., Moulin, J., Marin, A., Kruger, D., Herber, L., 2008. Manual del aguador arrocero: Principios básicos para el manejo del riego en el cultivo de arroz. Proyecto Arroz Corrientes. Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA). 24 p.
Leff, B., Ramankutty, N., Foley, J., 2004. Geographic distribution of major crops across the world, Global Biogeochemical Cycles, 18, GB1009, doi:10.1029/2003GB002108.
Li, C. S., Qui, J.J., Frolking, S., Xiao, X.M., Salas, W., Moore, B., et al., 2002. Reduced methane emissions from large-scale changes in water management of China's rice paddies during 1980–2000. Geophysical Research Letters, 29 (20): art. no.-1972.
Li, C., Frolking, S., Xiao, X., Moore, B., Boles, S., Qiu, J., et al., 2005. Modelling impacts of farming management alternatives on CO2, CH4, and N2O emissions: A case study for water management of rice agriculture in China. Global Biogeochemical Cycles, 19 (GB3010), doi:10.1029/2004GB002341.
Maclean, J., Dawe, D. , Hardy, B., Hettel, G., 2002. Rice almanac: Source book for the most important economic activity on earth (3rd ednR). CABI Publishing.
Maki, M., Ishiahra, M., Tamura, M., 2004. Estimation of leaf water status to monitor the risk of forest fires by using remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, 90: 441– 450.
Mas, J., Pérez Vega, A., Clarke, K., 2010. Assessing "spatially explicit" land use/cover change models. Forest Landscapes and Global Change-New Frontiers in Management, Conservation and Restoration. Proceedings of the IUFRO Landscape Ecology. Working Group International Conference. Bragança, Portugal

Menéndez, J., Hilbert, J., 2013. Cuantificación y uso de biomasa de residuos de cultivos en Argentina para bioenergía. Informes Técnicos Bioenergía 2013. Editor: Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA). ISSN: 2250-8481. 49 p.

Montico, S., Di Leo, N., 2009. Energía potencialmente obtenible de los rastrojos de cultivos en Argentina. En actas: X Congreso Argentino de Ingeniería Rural y II del MERCOSUR. pp 1979-1986.

Moran, S., Inoue, Y., Barnes, M., 1997. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management. Remote Sensing of the Environment, 3 (61): 319–346.

Mosleh, M., Hassan, Q., Chowdhury, E., 2015. Application of Remote Sensors in Mapping Rice Area and Forecasting Its Production: A Review. Sensors, 15: 769-791.

Panda, S.S., Ames, D.P., Panigrahi, S., 2010. Application of vegetation indices for agricultural crop yield prediction using neural network techniques. Remote Sensing, 2: 673–696.

Prather, M., Ehhalt, D., 2001. Atmospheric chemistry and greenhouse gases. En J. T. Houghton, Y. Ding, D. J. Griggs, M. Noguer, P. J. van der Linden, X. Dai, K. Maskell, & C. A. Johnson (Eds.), Climate change 2001: The scientific basis (pp. 239–287). Cambridge, U.K. Cambridge University Press.

Peña-Barragán, J.M., López-Granados, F., García-Torres, L., Jurado-Expósito, M., Sánchez-de la Orden, M., García-Ferrer, A. 2008. Discriminating cropping systems and agro-environmental measures by remote sensing. Agronomy for Sustainable Development, 28 (2): 355-362.

Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W., 1973. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. En: 3rd ERTS Symposium. NASA SP-351 I, p. 309–317.

Saval, S., 2012. Aprovechamiento de Residuos Agroindustriales: Pasado, Presente y Futuro. BioTecnología 16 (2): 14-46.

Seelan, K.S., Laguette, S., Casady, M.G., Seielstad, A.G., 2003. Remote sensing applications for precision agriculture: a learning community approach. Remote Sensing of the Environment, 88: 157–169.

Soares-Filho, B. S., Pennachin C. L., Cerqueira G., 2002. DINAMICA – a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. Ecological Modelling, 154 (3): 217–235.

Soares-Filho, B.S.; Rodrigues, H.O.; Costa, W.L.S., 2009. Modelamiento de dinámica ambiental con Dinamica EGO. Centro de Sensoriamento Remoto/Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte, Brazil. Con acceso: 4 de junio de 2015. Online: http://www.csr.ufmg.br/dinamica/

Terenzio, F., Kurtz, D., 2008. Capítulo 8: Riego. En: Guía de buenas prácticas agrícolas para el cultivo de arroz en Corrientes. Editores: Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA) y Asociación Correntina de Plantadores de Arroz (ACPA), ISSN: 1852-0928, p. 59-63.

Teixerira, A.M.G.; Soares-Filho, B.S.; Freitas, S.R.; Metger, J.P., 2009. Modelling landscape dynamics in an Atlantic rainforest region: Implications for conservation. Forest Ecology and Management, 257: 1219-1230.

Unidad de Preinversión – Ministerio de Economía de la Nación (UNPRE), 2008. Estudio de prefactibilidad para la utilización de residuos derivados del procesamiento de la industria arrocera y de la forestoindustria, para la generación de energía eléctrica en la provincia de Entre Ríos. (EE.273). Buenos Aires, Argentina, 2008, pp 15. (Inédito)

United States Geological Survey (USGS), 2013. Using the USGS Landsat 8 Product. Con acceso 7 de junio de 2015. Online: http://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php.

Wardlow, B.D. y Egbert, S.L., 2008. "Large-area crop mapping using time-series MODIS 250m NDVI data: An assessment for the U.S. Central Grate Plains", Remote Sensing of Environment, 112: (3): 1096-1116.

Wassmann, R., Lantin, R. S., Neue, H. U., Buendia, L. V., Corton, T. M., & Lu, Y., 2000. Characterization of methane emissions from rice fields in Asia. III. Mitigation options and future research needs. Nutrient Cycling in Agroecosystems, 58 (1– 3): 23– 36.

Xiao, X., Boles, S., Frolking, S., Salas, W., Moore, B., Li, C., et al., 2002a. Landscape-scale characterization of cropland in China using Vegetation and Landsat TM images. International Journal of Remote Sensing, 23: 3579–3594.

Xiao, X., Boles, S., Frolking, S., Salas, W., Moore, B., Li, C., et al., 2002b. Observation of flooding and rice transplanting of paddy rice fields at the site to landscape scales in China using VEGETATION sensor data. International Journal of Remote Sensing, 23: 3009– 3022.

Xiao, X., He, L., Salas, W., Li, C., Moore, B., Zhao, R., et al., 2002c. Quantitative relationships between field-measured leaf area index and vegetation index derived from VEGETATION images for paddy rice fields. International Journal of Remote Sensing, 23: 3595– 3604.

Xiao, X.; Boles, S.; Liu, J.; Zhuang, D.; Frolking, S.; Li, C.; Salas, W. S.; Moore, B., 2005. Mapping paddy rice agriculture in southern China using multi-temporal MODIS images. Remote Sensing of Environment, 95: 480–492.

Xiao, X., Boles, S., Frolking, S., Li, C., Babu, J., Salas, W., Moore, B., 2006. Mapping paddy rice agriculture in South and Southeast Asia using multi-temporal MODIS images. Remote Sensing of Environment, 100: 95–113.

Young, A., 2013. Urban expansion and environmental risk in the São Paulo Metropolitan Area. Climate Research, 57: 73–80.